

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE CIÊNCIA E TECNOLOGIA
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA**

**REALCE DE MICROCALCIFICAÇÕES EM IMAGENS DE
MAMOGRAFIA PARA A DETECÇÃO PRECOCE DE CÂNCER DE
MAMA: UM ESTUDO DE TÉCNICAS COMPOSTAS DE FILTROS
NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA**

Aluno:

Teo Muto Alves.

Orientador:

Prof. Dr. Matheus Cardoso Moraes.

São José dos Campos, SP
2021

TEO MUTO ALVES

**REALCE DE MICROCALCIFICAÇÕES EM IMAGENS DE
MAMOGRAFIA PARA A DETECÇÃO PRECOCE DE CÂNCER DE
MAMA: UM ESTUDO DE TÉCNICAS COMPOSTAS DE FILTROS
NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA**

Monografia apresentada ao Instituto de Ciência e Tecnologia da Universidade Federal de São Paulo como parte das exigências para a obtenção do título de Graduação em Engenharia Biomédica.

Orientador: Prof. Dr. Matheus Cardoso Moraes.

São José dos Campos, SP
2021

Na qualidade de titular dos direitos autorais, em consonância com a Lei de direitos autorais nº 9610/98, autorizo a publicação livre e gratuita desse trabalho no Repositório Institucional da UNIFESP ou em outro meio eletrônico da instituição, sem qualquer ressarcimento dos direitos autorais para leitura, impressão e/ou download em meio eletrônico para fins de divulgação intelectual, desde que citada a fonte.

Elaborado por sistema de geração automática com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Muto Alves, Teo

REALCE DE MICROCALCIFICAÇÕES EM IMAGENS DE MAMOGRAFIA PARA A DETECÇÃO PRECOCE DE CÂNCER DE MAMA: UM ESTUDO DE TÉCNICAS COMPOSTAS DE FILTROS NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA/ Teo Muto Alves
Orientador(a) Matheus Cardoso Moraes-São José dos Campos, 2021.

54 p.

Trabalho de Conclusão de Curso-Engenharia Biomédica-Universidade Federal de São Paulo-Instituto de Ciência e Tecnologia, 2021.

1. Microcalcificações. 2. Câncer de mama. 3. Processamento de imagens. 4. Filtro no domínio da frequência. 5. Mamografia. I. Cardoso Moraes, Matheus, orientador(a). II. Título.

TEO MUTO ALVES

**REALCE DE MICROCALCIFICAÇÕES EM IMAGENS DE
MAMOGRAFIA PARA A DETECÇÃO PRECOCE DE CÂNCER DE
MAMA: UM ESTUDO DE TÉCNICAS COMPOSTAS DE FILTROS
NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA**

Monografia apresentada ao Instituto de Ciência e Tecnologia da Universidade Federal de São Paulo como parte das exigências para a obtenção do título de Graduação em Engenharia Biomédica.

São José dos Campos, 22 de fevereiro de 2021

Prof. Dr. Matheus Cardoso Moraes
ICT - UNIFESP

Prof. Dr. Henrique Mohallem Paiva
ICT - UNIFESP

Prof. Dr. Thiago Martini Pereira
ICT - UNIFESP

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de agradecer aos meus pais pela educação, tanto acadêmica quanto social, conselhos, e ensinamentos que vou levar para o resto da vida. Sempre demonstraram apoio perante as decisões pessoais que tomava e fizeram tudo ao alcance deles para poder me dar o suporte necessário.

Agradeço a minha irmã, que dentre todas as dificuldades que enfrentamos individualmente ou como irmãos, brigas e desentendimentos sempre pudemos confiar um no outro superando essas situações e tendo fim compartilhando risadas e abraços.

Agradeço aos meus avós que, apesar de presentes em apenas em um curto período da minha vida, sempre fizeram questão de serem tanto mais carinhosos quanto exigentes do que meus pais, querendo passar visões e ensinamentos considerando sempre o melhor para mim.

Agradeço a todos meus amigos, os de infância que contribuíram grande parte com a construção da minha personalidade e valores, passando por inúmeras situações de desespero, risadas e adversidades. E aos amigos que conheci na faculdade, superando juntos as dificuldades durante a graduação e compartilhando conversas, risadas, festas e outros, mostrando que a faculdade é tanto um ambiente acadêmico quanto social e cultural. Em especial ao colega Lucas Pinazza Marconatto, abordando o mesmo tema no trabalho de conclusão de curso, porém partindo para propostas de diferentes soluções, possibilitando uma troca de conhecimento mais a fundo sobre o tema estudado.

Agradeço a todos os professores que contribuíram na minha trajetória da graduação, em especial ao meu orientador Matheus Cardoso Moraes pela confiança, cobrança, dedicação e apoio para a realização do presente trabalho, dando ensinamentos que vou levar para o resto da vida tanto acadêmica quanto pessoal.

Agradeço ao Laboratório de Processamento de Imagens e Sinais (LAPIS) pelo apoio dado ao trabalho realizado.

Por fim, agradeço a Universidade Federal de São Paulo, em especial ao Instituto de Ciência e Tecnologia por proporcionar um ambiente de graduação excelente para a minha formação e de outros colegas.

RESUMO

Atualmente o câncer de mama, dentre os diversos tipos de câncer existentes, é o que mais atinge e apresenta maior taxa de mortalidade no sexo feminino. Em 2010 gerou gastos de US\$2,345 trilhões ao redor do mundo, e em 2014, só no Brasil, gerou gastos de R\$2,496 bilhões. O método de prevenção mais eficiente da atualidade é a constante consulta em clínicas para realizar exames de mamografia, os quais as imagens são analisadas por um especialista da área que passa o diagnóstico. Tal método possui limitações pois se baseia puramente nas habilidades do especialista como um profissional. É proposto por via deste trabalho um método de processamento de imagens para realçar e destacar as microcalcificações existentes nas imagens de mamografia, a fim de auxiliar a detecção por métodos manuais e semiautomáticos. Para isso, foi feito o estudo de métodos de filtragem em frequência utilizando filtros do tipo Gaussiano e Butterworth, combinando-as com técnicas de pré-processamento. Com as imagens obtidas neste processo foram feitas a avaliação quantitativa da discriminação das microcalcificações com seus arredores através de um novo método de avaliação proposto. Foram obtidos realces com valores em média de 240~270% de aumento nas discriminações, provando assim que o método proposto cumpre com a proposta inicial de auxiliar a detecção das microcalcificações, facilitando a detecção precoce de possíveis casos de câncer de mama e reduzindo os danos sociais e taxa de mortalidade da doença.

Palavras-chave: Microcalcificações, Câncer de mama, Processamento de imagens, Filtro no domínio da frequência, Mamografia.

ABSTRACT

Currently breast cancer, among all the existing cancer types, is the one that has the highest incidence number and causes more deaths in females. The economic burden of the disease in 2010 surpassed US\$2,345 trillion worldwide, and in 2014, just in Brazil, it was around R\$2,496 billion. Currently, the preventing method that is considered as the most effective is the regular visits to a clinic to take mammograph images done by a specialist. That method has its limitations due to the fact that it depends purely on the skills of the specialist that analyses the images. That present work proposes an image processing method that aims to highlight the microcalcifications in mammography images, hoping to improve the detection of the disease via manual or semiautomatic image analysing methods. For that, it was conducted a study about frequency filtering on images, combined with pre-processing methods of the image, using both Gaussian and Butterworth types of band-pass filters. With the results obtained with these filters, was conducted an qualitative and quantitative evaluation of the results using a new method of evaluation proposed in the present work. The images showed an enhancement in the discrimination between the microcalcifications with a mean value of 240~270%, proving that the method applied is valid. With those results is expected that the early detection of breast cancer could help to mitigate the social damage and mortality rate of the disease.

Key-words: Microcalcifications, Breast cancer, Image processing, Frequency domain filters, Mammography.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Gráfico do número estimado de casos e mortalidade de tipos de câncer diferentes em 2020 para população feminina mundial de todas as faixas etárias [4].....	9
Figura 2: Número médio de casos de câncer de mama para respectivas faixas etárias para cada 100.000 pessoas no Reino Unido (2015-2017) [9].	11
Figura 3: Mamas com diferentes níveis de densidades fibroglandular. Menos densas à esquerda e mais densas à direita [14].	12
Figura 4: a) Imagem original. b) Histograma e curva cumulativa do histograma com referência à mama (escalas alteradas para melhor visualização). Autoria própria.....	15
Figura 5: Comparação da imagem original e imagem com contraste alterado por histograma [29].	16
Figura 6: Dilatação de uma imagem contendo um texto para 2 elementos estruturantes, quadrado e linha vertical [29].....	18
Figura 7: Erosão de uma imagem para 2 elementos estruturantes, quadrado e linha vertical [29].	19
Figura 8: Operação de abertura de uma imagem com elemento estruturante circular [29].	20
Figura 9: Operação de fechamento em uma imagem com elemento estruturante circular [29].	20
Figura 10: a) Plot da função transferência do filtro passa-baixas Gaussiano. b) Filtro mostrado na forma de uma imagem plana. c) Seção vertical do comportamento com filtro com D0 variando de 10 a 100 [29].....	22

Figura 11: a) Plot da função transferência do filtro passa-baixas Butterworth. b) Filtro mostrado na forma de uma imagem plana. c) Seção vertical do comportamento com filtro com n variando de 1 a 4 [29].	23
Figura 12: Fluxograma da metodologia utilizada. Autoria própria.	25
Figura 13: a) Imagem original obtida no banco de dados. b) Imagem binarizada com o threshold de 0.08. c) Imagem após a operação morfológica de abertura da imagem.	27
Figura 14: a) Imagem original. b) Imagem após o pré-processamento. Autoria própria.	28
Figura 15: a) Imagem original. b) Filtro passa-faixa utilizado no domínio da frequência, nesta imagem o filtro gaussiano com f_c de 0.3 a 0.6. c) Imagem original no domínio da frequência. d) Multiplicação do filtro com a imagem original no domínio da frequência.	30
Figura 16: a) Imagem original. b) Resultado da imagem realçada. Autoria própria.	31
Figura 17: a) Imagem original. b) Gold Standard obtido das microcalcificações. Autoria própria	31
Figura 18: a) Arredores do Gold Standard (MaskArredor). b) Gold Standard (MaskGS).	33
Figura 19: a) Imagem 1 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.	38
Figura 20: a) Imagem 2 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.	39

Figura 21: a) Imagem 3 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria. 40

Figura 22: a) Imagem 4 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria. 41

Figura 23: a) Imagem 5 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria. 42

Figura 24: a) Imagem 6 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria. 43

Figura 25: a) Imagem 9 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria. 44

Figura 26: a) Imagem 13 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria. 45

Figura 27: a) Imagem 10 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria. 46

Figura 28: a) Zoom nas microcalcificações realçadas pelo filtro gaussiano. b) Zoom nas microcalcificações realçadas pelo filtro Butterworth. c) Zoom nas microcalcificações do Gold Standard. Autoria própria. 47

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	9
2. OBJETIVOS	14
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	15
3.1. Processamento de histogramas	15
3.2. Morfologia Binária	17
3.2.1. Dilatação	17
3.2.2. Erosão	18
3.2.3. Abertura e Fechamento	19
3.3. Filtros	21
3.3.1. Filtros Espaciais	21
3.3.2. Filtros no domínio da frequência	21
3.3.2.1. Filtro Gaussiano	22
3.3.2.2. Filtro Butterworth	23
4. METODOLOGIA	24
4.1. Segmentação da mama	26
4.2. Pré-processamento	27
4.3. Extração das características (aplicação do filtro)	28
4.4. Realce das microcalcificações	30
4.5. Obtenção dos <i>Gold Standards</i> (GS)	31
4.6. Método de Avaliação	32
5. RESULTADOS	36
6. DISCUSSÃO E CONCLUSÃO	48
REFERÊNCIAS	51

1. INTRODUÇÃO

O termo câncer é o termo utilizado para descrever um grupo de doenças de patologia similar. Existem diversos tipos de câncer e todos se encaixam na descrição de que são doenças causadas pelo crescimento anormal de células, formando tumores malignos e prejudiciais à saúde. Tais tumores podem se formar em praticamente qualquer tecido ou órgão do corpo humano, sendo que, uma vez detectada a presença de um tumor maligno há a possibilidade de ele já ter se espalhado para outras regiões do corpo, resultando em uma doença nociva caso não rastreada e tratada de forma adequada [1-2].

O câncer de mama, dentre os diversos tipos de câncer existentes é o que possui o maior número de casos registrados no mundo, representando cerca de 11,7% dos novos casos de câncer em 2020, e o mais comumente diagnosticado em mulheres, sendo que um a cada 4 diagnósticos de câncer realizado em mulheres é classificado como câncer de mama [1,3-4]. É o câncer mais comum em 154 dos 185 países incluídos no *Global Cancer Observatory* (GCO) e o câncer que mais letal em mulheres, seguido do câncer de pulmão e câncer colorretal, respectivamente o terceiro e o segundo tipo de câncer com maior incidência em mulheres (figura 1) [1,3-4].

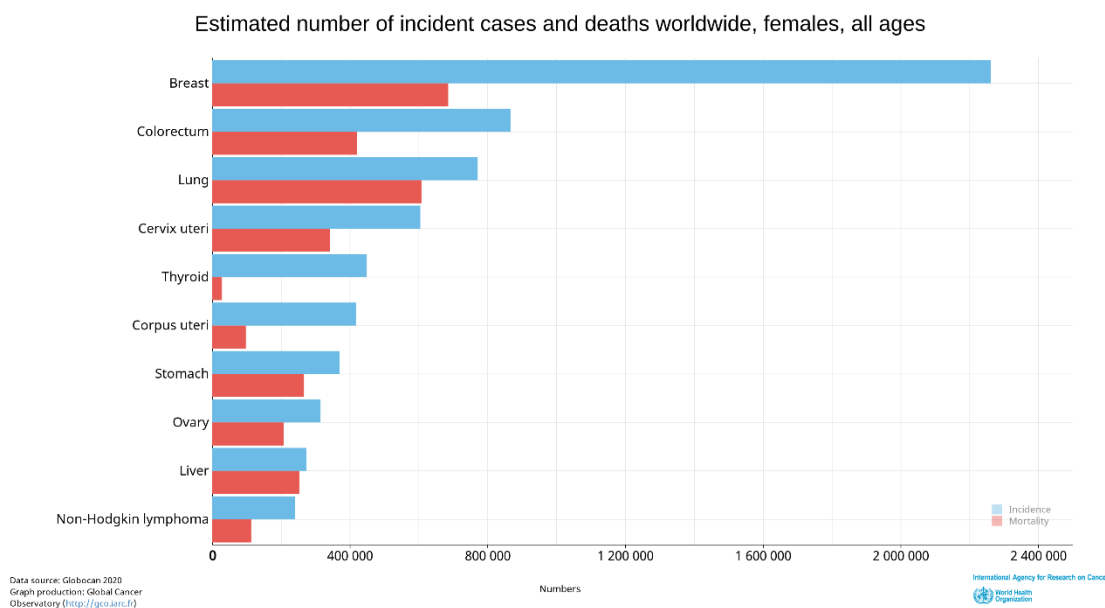


Figura 1: Gráfico do número estimado de casos e mortalidade de tipos de câncer diferentes em 2020 para população feminina mundial de todas as faixas etárias [4].

A *American Cancer Society* realizou em 2010 um levantamento sobre os custos que o câncer de mama gera ao mundo, obtendo um valor do custo total de aproximadamente US\$2,345 trilhões, e em 2015 um custo de US\$80,2 bilhões somente nos EUA [5-6]. No Brasil os custos econômicos diretos em 2005 alcançavam o valor de R\$1,128 bilhões, e em 2014 este valor chegou a R\$2,496 bilhões [5].

O câncer de mama não possui uma causa específica, e pode depender de diversos fatores tanto externos quanto genéticos. Segundo o Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva (INCA) a idade é considerada como principal fator de risco à doença, porém também menciona fatores como obesidade e sobrepeso pós menopausa, gravidez tardia, consumo de bebidas alcoólicas e alterações genéticas nos genes BRCA1 e BRCA2 como características a serem levadas em conta para a análise de risco de uma pessoa desenvolver câncer de mama [7].

Como principais sintomas, o câncer de mama apresenta nódulos fixos e geralmente indolores, pele da mama avermelhada, alterações no mamilo, pequenos nódulos nas axilas ou pescoço e saída espontânea de líquido anormal pelos mamilos [7]. De forma geral, os sintomas são indolores e acabam não apresentando uma grande nocividade ao paciente, resultando muitas vezes em detecções tardias com um tumor já desenvolvido, principalmente em mulheres mais jovens que não possuem o hábito de consultar especialistas, tendo em vista a menor taxa de incidência da doença em mulheres com menos de 30 anos (figura 2) [8-9]. Esta detecção tardia do câncer de mama pode muitas vezes estar associada ao modo de como o tumor se formou, podendo estar associado a aglomeração de pequenos corpos cancerígenos, como as microcalcificações [11].

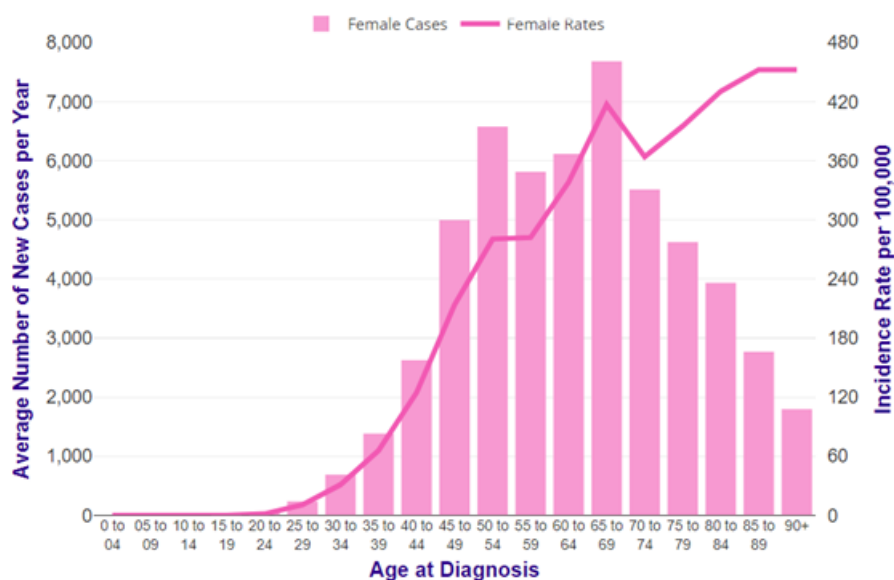


Figura 2: Número médio de casos de câncer de mama para respectivas faixas etárias para cada 100.000 pessoas no Reino Unido (2015-2017) [9].

Microcalcificações são definidas como pequenas concentrações de cálcio causadas por lesão, envelhecimento do tecido e até depósito de partículas residuais do leite materno, cujos diâmetro são inferiores à ordem de 1mm. Dependendo da geometria, distribuição e formato dessas microcalcificações e suas aglomerações também é possível analisar o grau de malignidade do tumor [11].

Atualmente o método mais comum de precaução contra o câncer de mama são constantes consultas em mamógrafos. Existem métodos de detecção por ultrassom e até por tato, porém não são robustos o suficiente para a detecção e rastreamento do surgimento e progressão da doença em estágios iniciais, sendo considerados métodos auxiliares à mamografia.

Assim como os outros tipos de câncer é importante o acompanhamento do paciente através de diagnósticos para possibilitar o tratamento nos estágios iniciais do câncer de mama, assim resultando em tratamentos mais eficazes e menos invasivos.

A mamografia é um método similar ao Raio-X que trabalha com a aquisição de imagens através do uso de raios ionizantes de alta energia. Na imagem obtida através da mamografia é observado a presença de diferentes tecidos, sendo as zonas mais escuras tecidos menos densos e as zonas mais claras os tecidos mais densos [10].

É possível classificar as mamas analisadas de acordo com a sua densidade de tecido fibroso. As mamas são constituídas majoritariamente por tecido adiposo e tecido fibroglandular, sendo as com maior presença de tecido fibroglandular em relação ao tecido adiposo classificadas como mamas de alta densidade, e as com menor presença classificadas como mamas de baixa densidade (figura 3) [12 - 14].

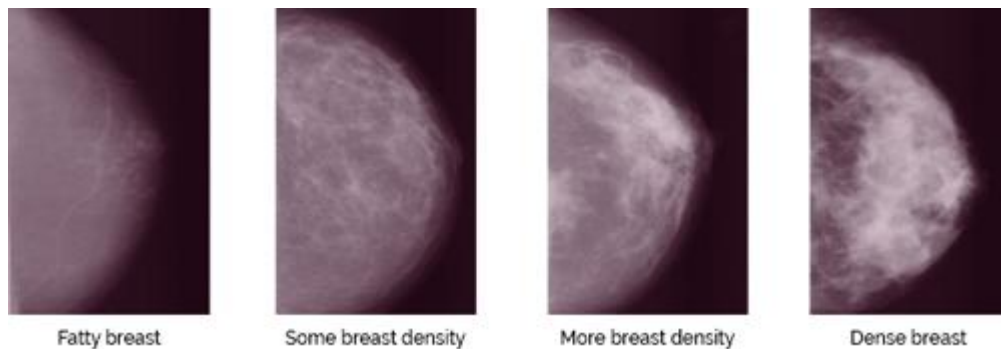


Figura 3: Mamas com diferentes níveis de densidades fibroglandular. Menos densas à esquerda e mais densas à direita [14].

De modo geral, a identificação das microcalcificações em imagens de mamografia não deveria ser um problema, porém, as microcalcificações podem estar presentes em praticamente qualquer parte da mama. Nas regiões com tecido muscular e enervações (regiões mais densas) a distinção das microcalcificações com o tecido dos arredores é significativamente mais complexa, pois essa diferença é uma pequena alteração no tom de branco/cinza [11].

Alguns dos fatores de maior influência nessa detecção são a densidade da mama e o tamanho das microcalcificações. No caso de mulheres mais jovens, que possuem uma mama sadia e conseqüentemente mais fibrosa e densa, é extremamente difícil a análise visual feita por um profissional identificar corretamente todos as microcalcificações nas dezenas e centenas de imagens fornecidas, devido ao fato de serem corpos muito pequenos e podendo haver dezenas e centenas de microcalcificações por imagem, já que as imagens de mamografia contêm informação na ordem de grandeza de 50 a 200µm por pixel [11, 15].

Para lidar com tais problemas são adotados métodos computacionais de processamento de imagens para alterar contraste, eliminar ruídos, analisar morfologia de corpos estranhos, segmentação de zonas de interesse, aplicação de inteligência artificial e de redes neurais para identificação e extração de características entre outros, para auxiliar no diagnóstico feito pelo médico especialista, conhecidos como *Computer-aided diagnosis* (CAD). Tais métodos podem ser utilizados a fim de auxiliar tanto métodos manuais e semiautomáticos quanto métodos totalmente automatizados [16].

Apesar de a análise visual ser complexa, como a imagem obtida atualmente é na forma digital, é possível matematicamente diferenciar os valores numéricos de cada pixel para conseguir extrair apenas a informação desejada. Como vantagem do uso de sistemas CAD, pode ser citado a velocidade de diagnóstico. Tanto em métodos automáticos quanto semiautomáticos de diagnóstico, com o auxílio de algum tipo de ferramenta processamento de imagem (filtragem, contraste, realce etc.) o tempo de identificação do corpo maligno fica muito menor, exigindo menos esforço físico e mental do profissional e garantindo resultados aceitáveis [16].

Porém uma das maiores dificuldades é que o tipo de processamento requerido pela imagem depende da informação que se deseja extrair. Devido a isso é de extrema importância o estudo das características do quadro estudado para implementar uma solução robusta que consiga extrair a informação desejada sem o comprometimento da imagem [17 - 28].

Já existem estudos conduzidos sobre a detecção de microcalcificações em mamografia, por exemplo os trabalhos publicados por Chan (1987) e Pisano (1998). Estes são trabalhos precursores de trabalhos publicados atualmente, consolidando na literatura os métodos de aplicação de filtros adaptativos de mediana, filtros adaptativos de média e modificação e equalização de histograma para a detecção de microcalcificações.

Desde então, trabalhos muito significativos vêm sendo publicados. Dentre os mais atuais pode se notar uma abordagem bastante presente de aplicações de transformadas como as wavelets e curvelets e novas técnicas de equalização de histograma, todos sendo publicado já na última década [19-28]. O trabalho realizado por Papadopoulos (2006), fez o estudo de 5 algoritmos de realce de microcalcificações derivados do estudo de wavelets e ajuste de contraste por

histograma, obtendo bons resultados na detecção de nuvens de microcalcificações nas imagens.

Embora elegantes trabalhos vêm sendo publicados, apresentando bons resultados, ainda são poucos trabalhos publicados especificamente sobre o estudo da detecção de microcalcificações. Notou-se uma tendência de haver o estudo e aplicação de métodos similares já consolidados na literatura de outros tipos de extração de características, adaptando-os para o quadro de microcalcificações. No processo de busca de referências para o atual trabalho, não foi encontrado nenhum artigo que sequer menciona o estudo de métodos simples de filtragem na frequência para avaliar se os resultados podem ou não trazer resultados relevantes para aplicação ou possível aperfeiçoamento do método.

Trabalhos mais atuais como os de Akila (2015), Alasadi, (2017), Wu (2010) e Jenifer (2016) utilizam de métodos de avaliação da qualidade da imagem como um todo, denotando que a densidade da mama é um fator limitante para o a detecção de microcalcificações. Para poder avaliar as limitações inferidas pelo método de avaliação tradicional, também é proposto neste presente trabalho a implementação e validação de um método de avaliação que analisa especificamente o nível de realce das microcalcificações.

2. OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo desenvolver ambos o método de filtragem, no domínio da frequência, e o método de avaliação para imagens obtidas através da mamografia, disponíveis em um banco de imagens de domínio público (MIAS), para realizar o estudo especificamente do realce dessas microcalcificações.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1. Processamento de histogramas

Existem diversas técnicas de processamento de imagens, e dentre as mais conhecidas está o método de processamento de histogramas [29].

Um histograma de uma imagem representa a densidade probabilística de um determinado pixel possuir um determinado valor, isto é, representa graficamente quantos pixels existem para cada valor discreto do intervalo de valores da imagem (figura 4b) [29].

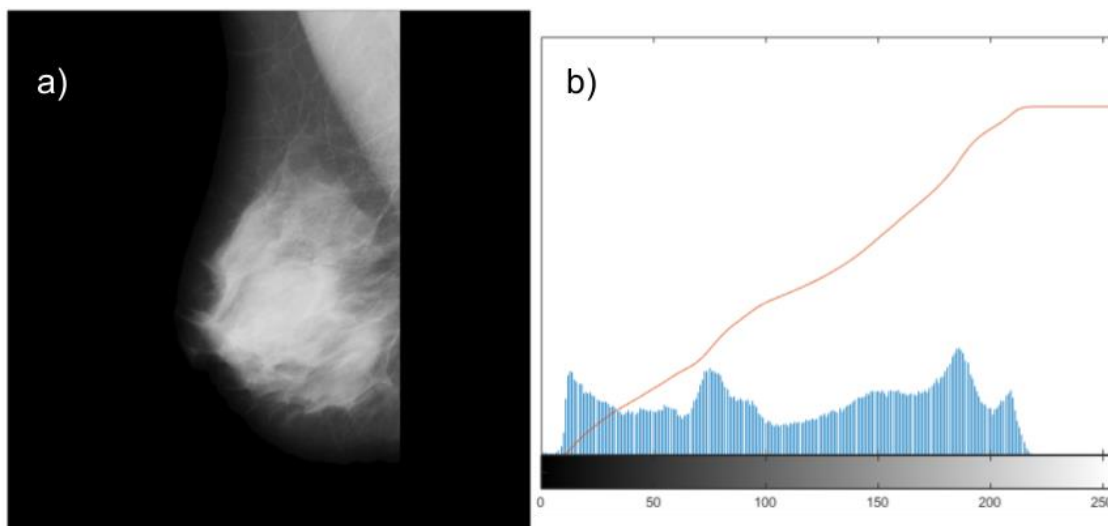


Figura 4: a) Imagem original. b) Histograma e curva cumulativa do histograma com referência à mama (escalas alteradas para melhor visualização). Autoria própria.

Ao analisar a curva cumulativa do histograma, é possível tratá-la como uma função transformação, podendo assim alterar a distribuição para potencialização de características, alteração de contraste global e até a alteração de contraste para valores específicos. Além das variadas aplicações, estas técnicas também possuem a vantagem do baixo custo computacional, sendo utilizadas vastamente em técnicas compostas tanto de filtros espaciais e filtros no domínio da frequência, ambos descritos na seção 3.3 [29].

Neste trabalho é utilizado um método simples de reajuste do intervalo do histograma para aumento de contraste (figura 5). Essa técnica consiste na redistribuição do histograma para um intervalo diferente de valores, fazendo com

que haja uma maior discriminação de intensidade entre os pixels da imagem original sem que ocorra alteração na natureza da informação contida na imagem [29].

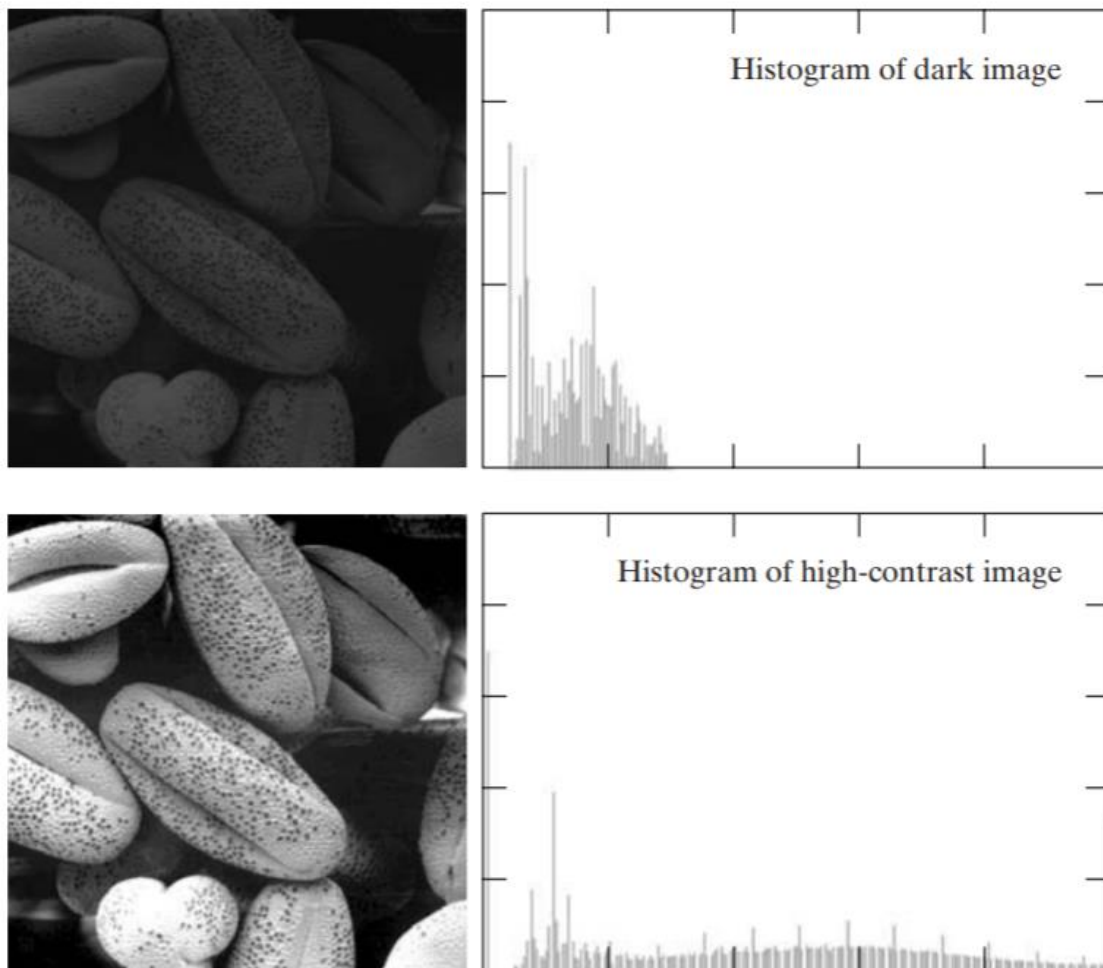


Figura 5: Comparação da imagem original e imagem com contraste alterado por histograma [29].

3.2. Morfologia Binária

A morfologia binária descreve uma série de operações matemáticas aplicadas em informações no formato binário, ou seja, imagens formadas por apenas informações de 1 e 0 (branco e preto). Neste tipo de imagem não há valores intermediários e tais conceitos são muito utilizados para filtragem e segmentação ambas nas etapas de pré e pós processamento das imagens [29].

3.2.1. Dilatação

A dilatação utiliza um elemento estruturante, este pode ser de diversas formas como por exemplo: circular, quadrado, octogonal, linha etc., utilizado para expandir espacialmente os objetos brancos da imagem, assim servindo para fechar gaps e buracos nas imagens e destacar informações relevantes [29].

Para os conjuntos A e B elementos de \mathbb{Z}^2 , a dilatação de A por B , dado por $A \oplus B$, é definido por:

$$A \oplus B = \left\{ z \mid (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset \right\} \text{ (Eq. 1).}$$

Esta equação é baseada na obtenção da reflexão de B sobre sua origem e deslocado por z . A dilatação de A por B é dada por todo o deslocamento em que pelo menos um elemento de \hat{B} e A se sobrepõe, assim a equação acima pode ser reescrita como:

$$A \oplus B = \left\{ z \mid [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A \right\} \text{ (Eq. 2),}$$

em que B é o elemento estruturante.

Apesar de não ser a única forma de definição da dilatação na atual literatura de morfologia, esta definição permite fazer a associação do método com a operação de uma máscara de convolução, baseando-se no conceito de a dilatação ser feita com um elemento estruturante que é refletido e “percorre” o conjunto A (Figura 6) [29].

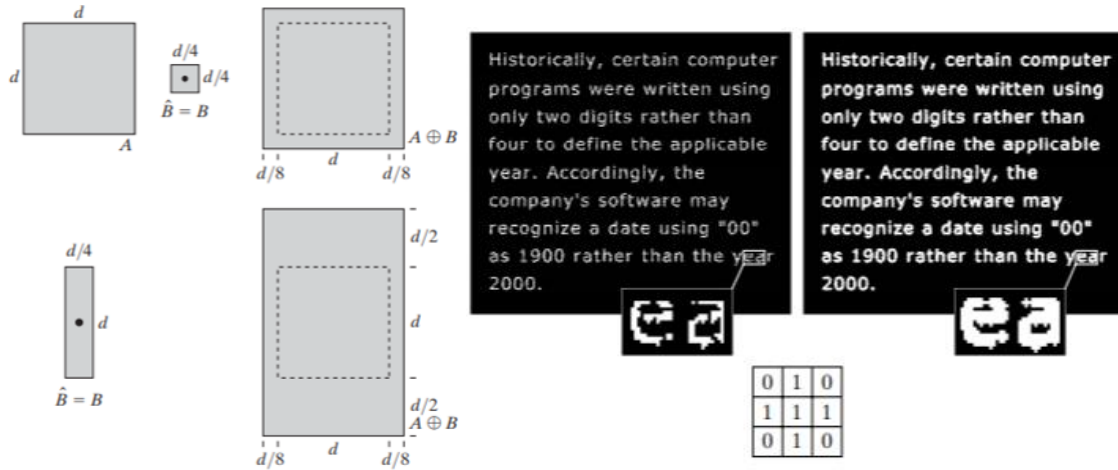


Figura 6: Dilatação de uma imagem contendo um texto para 2 elementos estruturantes, quadrado e linha vertical [29].

3.2.2. Erosão

A erosão, da mesma forma que a dilatação, utiliza de um elemento estruturante pré-definido, porém para realizar a operação oposta. Ela realiza a regressão das bordas dos objetos brancos da imagem, eliminando assim conexões e pequenos detalhes (como por exemplo ruídos *salt and pepper*) não relevantes da imagem [29].

Para os conjuntos A e B elementos de Z^2 , a dilatação de A por B , dado por $A \oplus B$, é definido por:

$$A \oplus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \text{ (Eq. 3),}$$

indicando que a erosão de A por B é o conjunto de pontos z tal que B , transladado por z está contido em A (Figura 7) [29].

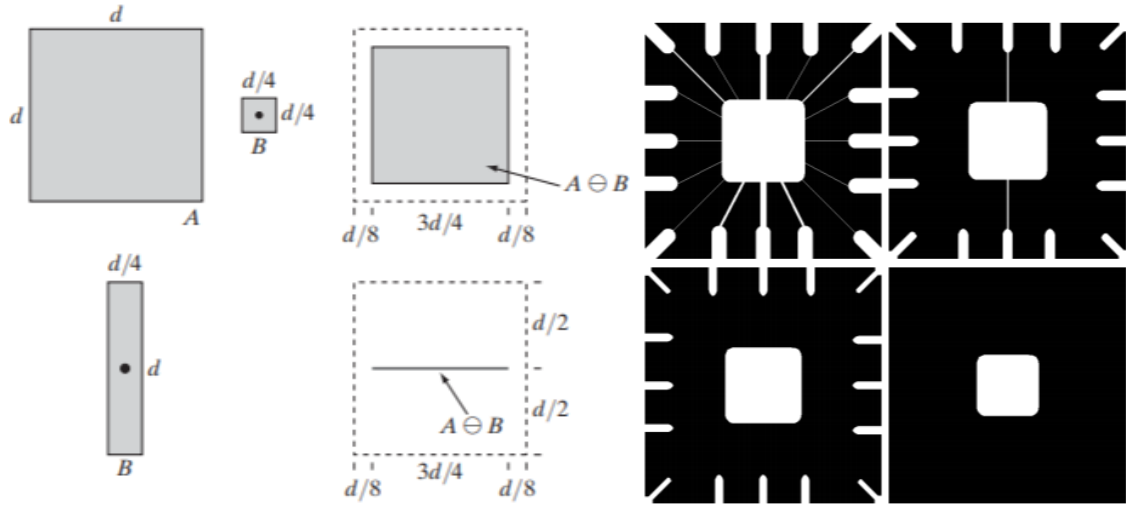


Figura 7: Erosão de uma imagem para 2 elementos estruturantes, quadrado e linha vertical [29].

3.2.3. Abertura e Fechamento

A dilatação e erosão são processos opostos e complementares. Em casos em que é desejado utilizar os pontos benéficos de algum deles é comum se utilizar em seguida o outro para evitar que nesse processo ocorra alguma alteração ou danificação da informação na imagem. Esses processos consecutivos são chamados de abertura ou fechamento da imagem [29].

A abertura da imagem é uma erosão seguida por dilatação, permitindo assim a abertura de locais nos objetos brancos com dimensão menor do que a do elemento estruturante (Figura 8), definido por:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (\text{Eq. 4}).$$

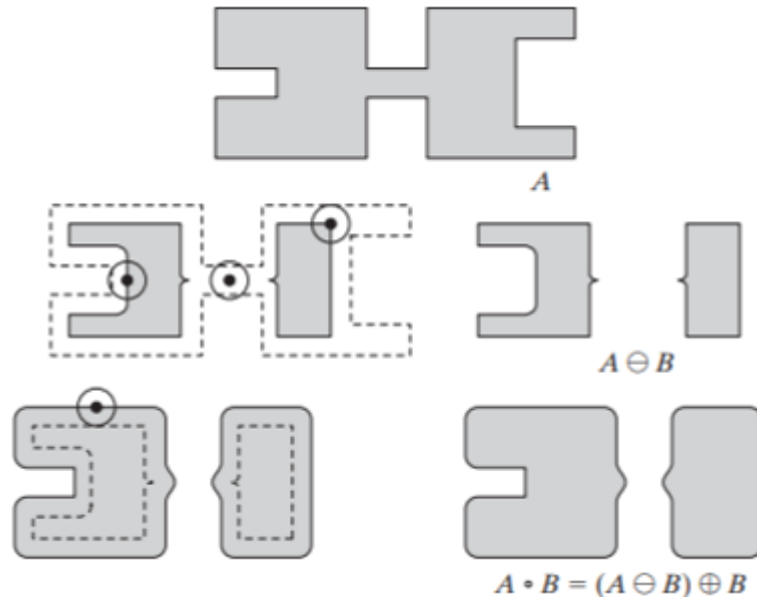


Figura 8: Operação de abertura de uma imagem com elemento estruturante circular [29].

O fechamento da imagem é uma dilatação seguida por erosão, permitindo assim o fechamento de gaps e buracos nos objetos brancos que possuem dimensão menor do que a do elemento estruturante (Figura 9), definido por:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \text{ (Eq. 5).}$$

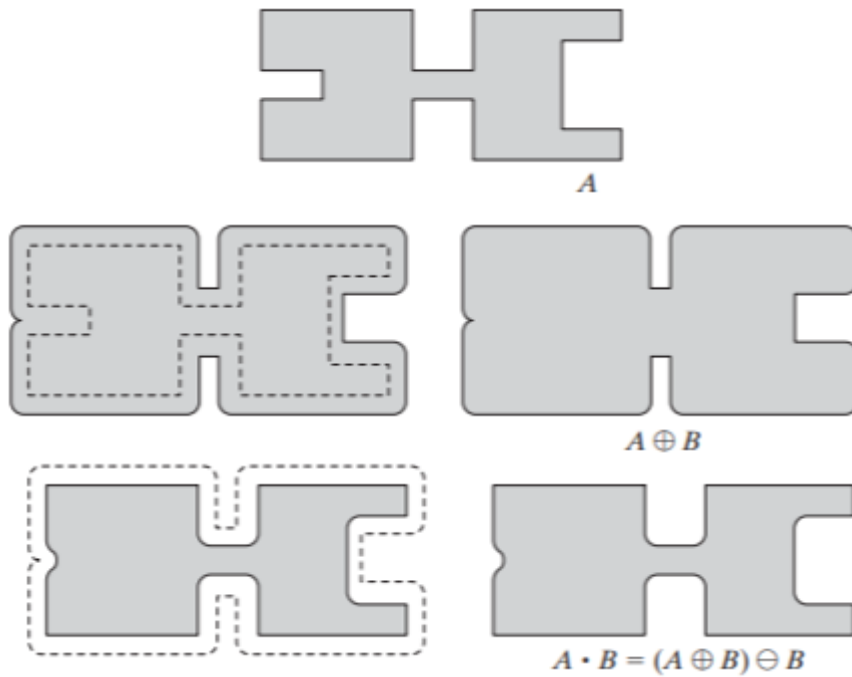


Figura 9: Operação de fechamento em uma imagem com elemento estruturante circular [29].

3.3. Filtros

O conceito da aplicação de um filtro em processamentos de imagens se resume em algum tipo de processamento na imagem em que há a preservação (total ou parcial) das características desejadas da imagem, enquanto há uma atenuação significativa das outras regiões da imagem. Em outras palavras, é o processo de aumento da discriminação entre as regiões de interesse e outras regiões em termos de intensidade de pixels [29].

Existem dois tipos de aplicação principais de filtros, os filtros espaciais e os filtros no domínio da frequência. Ambos possuem seus prós e contras porém isto depende muito do tipo de informação contida na imagem [29].

3.3.1. Filtros Espaciais

Os filtros espaciais são filtros comumente representados por máscaras. São filtros que possuem um elemento “pulso” (referido comumente como kernel) contendo as características da informação que se deseja extrair da imagem. Com este kernel é feito uma correlação entre ele e a imagem, assim retornando valores altos quando as características são compatíveis com a imagem original, resultando em uma imagem com as características em comum destacadas em relação aos redores [29].

3.3.2. Filtros no domínio da frequência

Os filtros na frequência utilizam da transformada de Fourier e da sua transformada inversa (podem se utilizar de outras transformadas, porém não serão abordadas neste trabalho), permitindo assim uma análise da informação contida na imagem no espectro da frequência [29].

O uso deste método permite um estudo de forma mais analítica da informação contida na imagem, permitindo a aplicação de filtros no domínio da frequência que derivam dos conceitos de filtros passa-baixas e passa-altas [29].

O uso de filtros não ideais, apesar de parecer contraditório ao nome são normalmente são mais apropriados que os filtros ideais para a extração de características. Isto se deve ao fato de que com o uso de filtros ideais, há a perda

de informação da banda de transição da frequência de corte, já que seu comportamento é binário. Através de filtros que seguem modelos matemáticos como o gaussiano ou o Butterworth pode se obter um nível de atenuação de ruídos similar, mantendo as características das bandas de transição e assim minimizando a obstrução de informação da imagem [29].

3.3.2.1. Filtro Gaussiano

O filtro gaussiano tem sua função transferência definida como:

$$H(u, v) = e^{-\frac{D^2(u, v)}{2D_0^2}} \quad (\text{Eq. 6}),$$

em que D_0 é a frequência de corte e $D(u, v)$ é a distância entre o ponto (u, v) e o centro do retângulo de frequência, dado pela função:

$$D(u, v) = \left[\left(u - \frac{M}{2} \right)^2 + \left(v - \frac{N}{2} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (\text{Eq. 7})$$

em que M e N são as dimensões da imagem filtrada [29].

Diferente do filtro ideal, o filtro Gaussiano não tem uma borda abrupta na frequência de corte (figura 10), assim funções transferências de filtros mais “suaves” possuem uma curva que atenua em certa fração a frequência de corte, no caso do filtro Gaussiano ocorre a atenuação na frequência D_0 de 60,7% ($H(u, v) = 0.607$) [29].

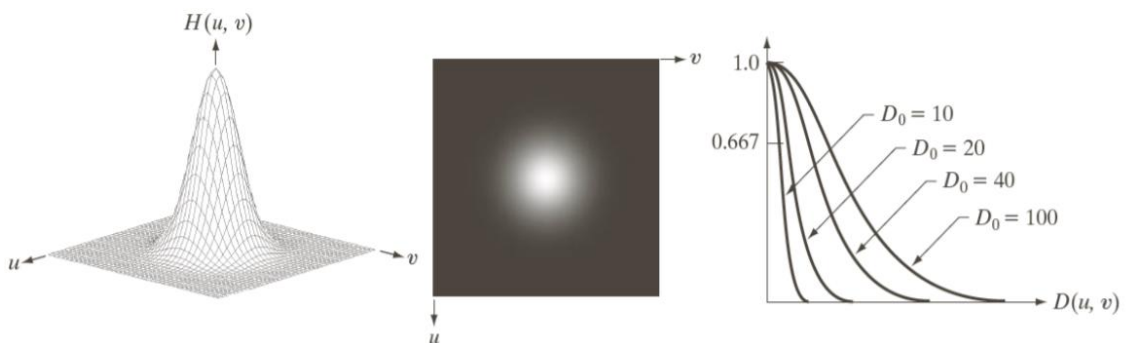


Figura 10: a) Plot da função transferência do filtro passa-baixas Gaussiano. b) Filtro mostrado na forma de uma imagem plana. c) Seção vertical do comportamento com filtro com D_0 variando de 10 a 100 [29].

3.3.2.2. Filtro Butterworth

O filtro Butterworth, cuja função transferência é definida por:

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D(u, v)}{D_0} \right]^{2n}} \quad (\text{Eq.8})$$

em que n é a ordem do filtro, D_0 é a frequência de corte e $D(u, v)$ é a distância entre o ponto (u, v) e o centro do retângulo de frequência [29].

Analogicamente ao filtro Gaussiano, o filtro Butterworth também possui uma transição entre as frequências atenuadas e preservadas de forma mais suave em comparação ao filtro ideal (figura 11), ocorrendo a atenuação na frequência D_0 de 50% ($H(u, v) = 0.5$) [29].

É importante denotar que, de acordo com o comportamento desejado para o filtro, o parâmetro de ordem n pode alterar a suavidade da curva da frequência de corte, se aproximando de um filtro ideal conforme o valor de n cresce [29].

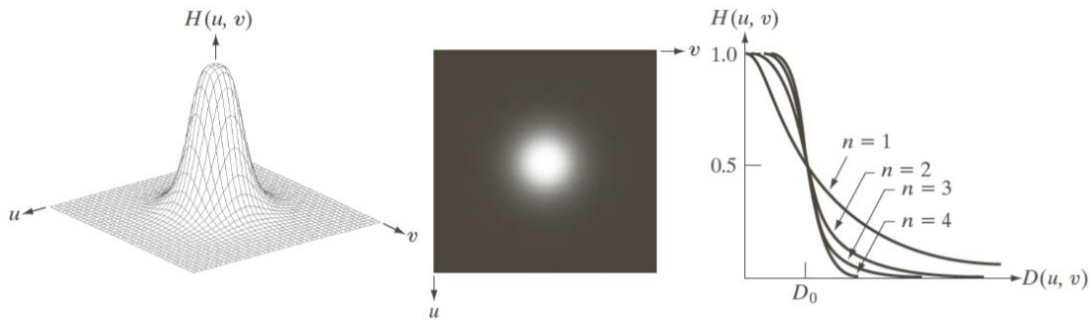


Figura 11: a) Plot da função transferência do filtro passa-baixas Butterworth. b) Filtro mostrado na forma de uma imagem plana. c) Seção vertical do comportamento com filtro com n variando de 1 a 4 [29].

4. METODOLOGIA

Este trabalho tem como objetivo desenvolver e implementar um filtro para o realce de microcalcificações em imagens de mamografia. Para isso foram utilizadas 14 imagens de mamografia, obtidas através de um banco de dados público, Sociedade de Análise de Imagens Mamográficas (Mamographic Image Analysis Society - MIAS). A partir dessas imagens foram realizadas uma série de etapas, desde a aquisição manual dos *Gold Standards* (GS), remoção dos artefatos da imagem original, pré-processamento, modelagem e aplicação do filtro, realce das microcalcificações e avaliação dos resultados obtidos através do método proposto (figura 12).

O trabalho foi realizado utilizando um notebook pessoal com processador Intel Core i7-7500U 2.7 GHz, 8GB de RAM, placa de vídeo dedicada NVIDIA® GeForce® 940MX, Windows 10 64 bits, utilizando o MATLAB2012®.

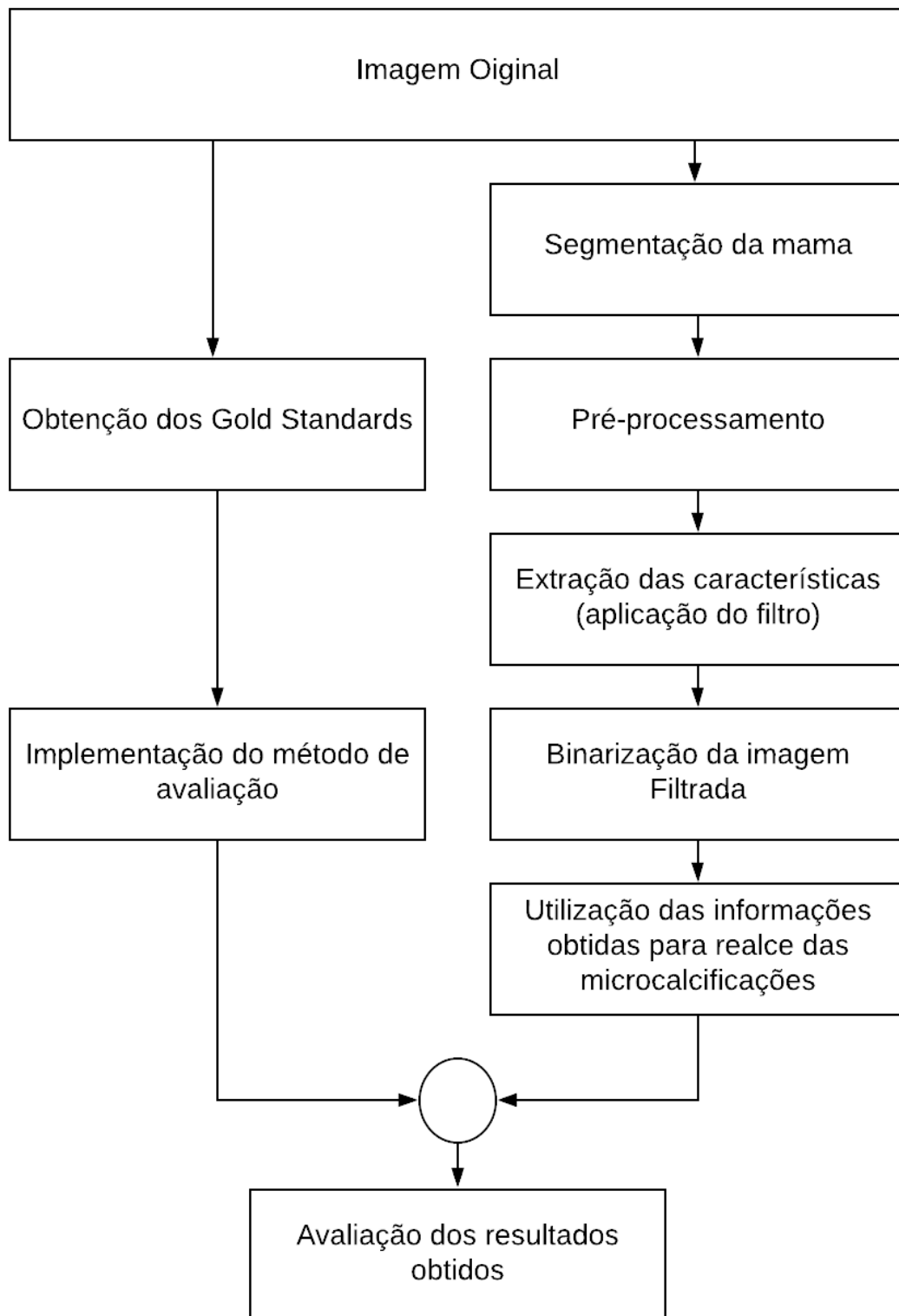


Figura 12: Fluxograma da metodologia utilizada. Autoria própria.

4.1. Segmentação da mama

Todas as imagens fornecidas são imagens escaneadas de mamografias reveladas em filme, não são imagens obtidas de forma diretamente digital. Todas elas estão ajustadas para a mesma dimensão de 1024x1024 e possuem um selo de identificação da mamografia revelada (figura 13a). Tal artefato pode interferir no processamento da imagem, portanto é necessário a remoção de artefatos indesejados.

Para isso foi realizada a binarização das imagens originais com um *threshold* de 0.08 (Equação 9), valor o qual foi obtido de forma empírica e se demonstrou ser eficaz para esta separação.

$$I_{bin}(i,j) \begin{cases} 0, & \text{se } I(i,j) < 0.08 \\ 1, & \text{se } I(i,j) \geq 0.08 \end{cases} \text{ (Eq. 9)}$$

Com isto, obtém-se uma imagem que apresenta vários objetos individuais com intensidade igual a 1 e fundo com intensidade igual a 0 (figura 13b), fazendo com que uma operação morfológica de abertura (figura 13c) seguida da seleção do maior objeto resulte no isolamento da mama em relação aos outros artefatos da imagem (figura 13d). Por fim, através de morfologia matemática foi feita o fechamento da imagem binarizada (figura 13e), resultando nos pixels referentes à mama da imagem original (figura 13f) que podem ser obtidos através da multiplicação ponto a ponto das matrizes da imagem original com a imagem binária obtida, descrita abaixo (equação 10):

$$I_{resultante}(i,j) = I_{entrada}(i,j) \cdot I_{binaria}(i,j) \text{ (Eq. 10)}$$

em que i e j são as coordenadas das matrizes, $I_{entrada}$ (figura 13a) e $I_{binaria}$ (figura 14e) são respectivamente as matrizes de imagem e imagem binarizada multiplicadas e $I_{resultante}$ (figura 13f) a imagem resultante desta operação.

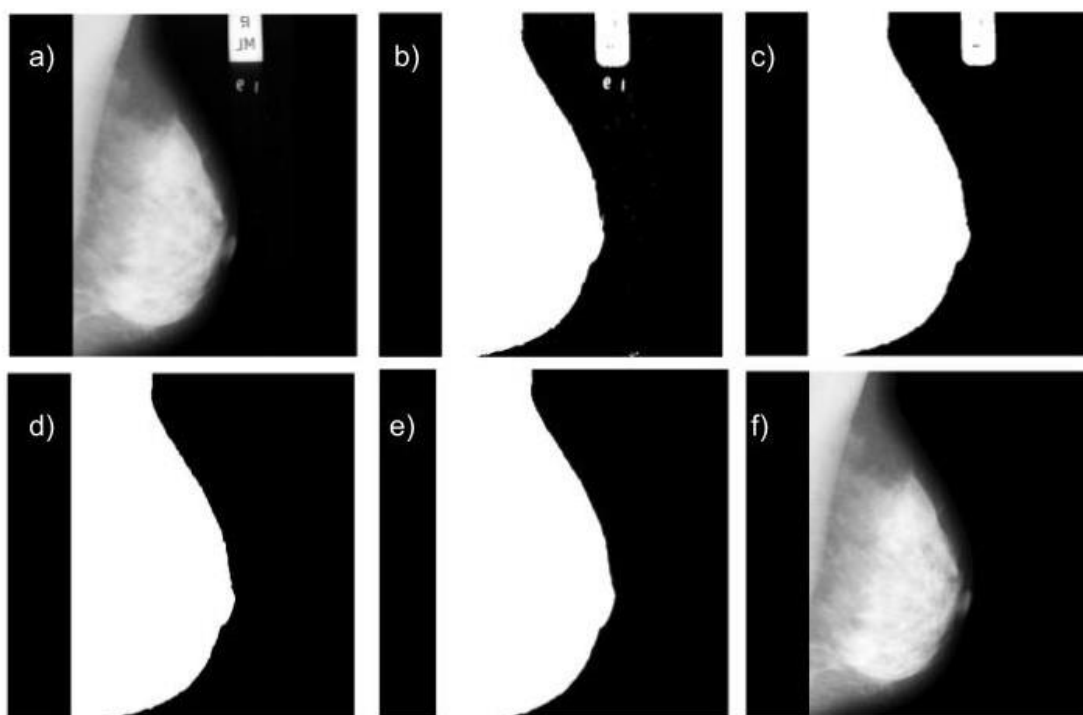


Figura 13: a) Imagem original obtida no banco de dados. b) Imagem binarizada com o threshold de 0.08. c) Imagem após a operação morfológica de abertura da imagem.

4.2. Pré-processamento

Para garantir a máxima discriminação possível através do método proposto é realizada uma etapa de pré-processamento na qual utilizou-se uma máscara de nitidez do método *unsharpening mask* com um filtro gaussiano passa-baixas. Este método consiste na subtração de uma imagem “borrada” da imagem original, resultando em uma imagem com bordas intensificadas. Para discriminar ainda mais as microcalcificações com os arredores foi feita também uma equalização simples do histograma, fazendo com que a distribuição dos valores dos pixels da mamografia preencha perfeitamente o intervalo de $[0,1]$. Este ajuste foi feito utilizando apenas a informação da mama segmentada, já que os valores dos pixels ao redor da mama são todos de valor igual a 0.

Este processo pode ser feito de inúmeras formas, porém como não havia conhecimento prévio das propriedades das microcalcificações dentre a distribuição dos histogramas foi adotado um método mais simples já descrito na seção 3.1. A partir da imagem binarizada da mama, obtida na seção 4.2., é possível ajustar o valor dos pixels do fundo da imagem para o valor máximo de intensidade da imagem. Com isso todos os valores dos pixels da imagem

passam a pertencer ao intervalo de valores contido na parte da mama, fazendo com que um simples reajuste de intervalo de máximo e mínimo mencionados anteriormente seja o suficiente para um aumento de contraste na imagem.

Após essa operação é necessário retornar os valores de pixels fora da área da mama serem iguais a 0, sendo possível novamente pelo método mencionado na seção 4.2. em que se realiza a multiplicação ponto a ponto das matrizes da mama binária e da imagem com contraste realçado (Figura 14b).

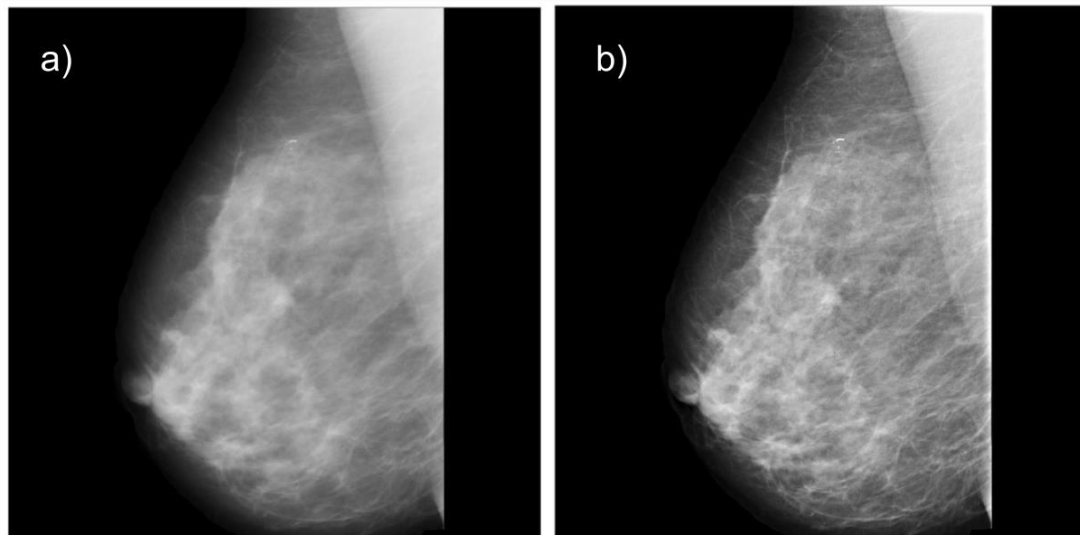


Figura 14: a) Imagem original. b) Imagem após o pré-processamento. Autoria própria.

4.3. Extração das características (aplicação do filtro)

Para o filtro a ser utilizado foi escolhido um filtro passa-faixas aplicado no domínio da frequência. Para a implementação desse filtro passa-faixas foram utilizados dois tipos de filtros passa baixas, Butterworth e Gauss. O filtro passa-faixas pode ser implementado a partir do uso de filtros passa-baixas ou passa-altas, que essencialmente possuem o mesmo comportamento, sendo um o oposto do outro apenas (equação 11). É importante destacar que a cada etapa de criação de filtro, aplicação do filtro e análise das imagens obtidas, todas estas etapas são realizadas com os filtros e imagens normalizadas para o intervalo de valores $[0,1]$, assim evitando qualquer possível perda de informação através de saturação de valores acima de 1.

$$\text{Filtro passa-baixas} = 1 - \text{Filtro passa-altas (Eq. 11)}$$

Para a obtenção de resultados de realce das microcalcificações ótimos foram realizados testes de filtros com diferentes faixas de frequências. Em filtros implementados de forma digital as frequências utilizadas não representam uma de unidade comum como a unidade Hz. No trabalho realizado foram implementados filtros os quais as frequências variam entre a frequência mínima e a frequência máxima presentes na imagem. Isto faz com que os valores de frequência discutidos futuramente sejam em termos de porcentagem em relação a faixa de frequência espacial presente nas imagens utilizadas.

Inicialmente foi realizado o teste em 3 imagens, das quais uma era uma mamografia de mama alta densidade e duas de densidade média. Foram utilizadas bandas cuja frequência de corte inferior variavam de 0.1 a 0.7, com largura de banda variando de 0.1 a 0.3 (figura 15b). Após esses testes iniciais observou-se que as bandas de frequência contendo valores menores iguais a 0.2 eram destrutivos para a imagem final, devido a isso todos os testes posteriores foram realizados com os valores de frequência de corte inferior variando de 0.3 a 0.7.

Para a aplicação do filtro é primeiramente necessário realizar a transformada de Fourier da imagem para obter a imagem no domínio da frequência (figura 15c). A aplicação do filtro na imagem consiste na multiplicação ponto a ponto do filtro com a imagem (equação 11), ambos no domínio da frequência (figura 15d). Após a filtragem no domínio da frequência é então utilizada a transformada de Fourier inversa para obter a imagem filtrada no domínio espacial (figura 15e).

Por fim, como o objetivo deste trabalho é unicamente o realce das microcalcificações, pode se realizar uma binarização da imagem filtrada com um *threshold* de 0.07 (figura 15f), valor este obtido levando em conta a atenuação das informações indesejadas através da filtragem e etapa de pré-processamento através da análise dos histogramas das imagens filtradas. Com isto é obtido uma imagem binária que possui apenas as posições as quais o filtro não atenuou os valores dos pixels, sendo supostamente as posições das microcalcificações.

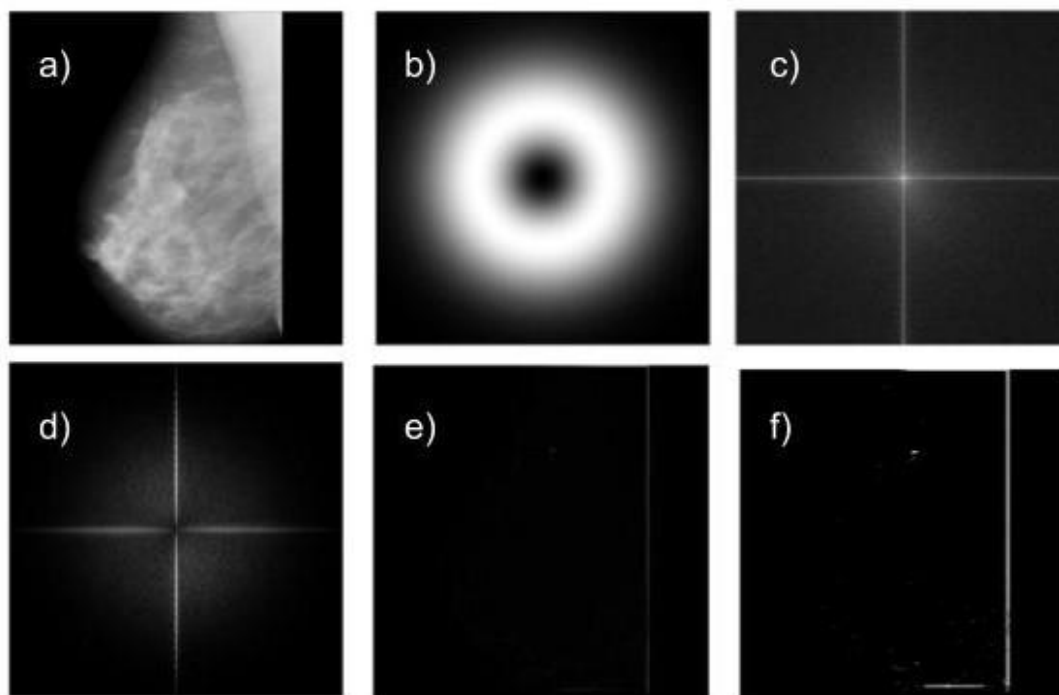


Figura 15: a) Imagem original. b) Filtro passa-faixa utilizado no domínio da frequência, nesta imagem o filtro gaussiano com f_c de 0.3 a 0.6. c) Imagem original no domínio da frequência. d) Multiplicação do filtro com a imagem original no domínio da frequência.

4.4. Realce das microcalcificações

Com a imagem filtrada e a imagem original em mãos pode ser feita a soma direta de pixel a pixel da imagem segmentada da mama e da imagem filtrada e binarizada para realizar o realce das características extraídas com a aplicação do filtro (figura 16). Novamente é importante denotar que os valores dos pixels devem estar no intervalo entre 0 e 1, assim sendo necessário uma normalização da imagem em relação ao valor máximo de pixel encontrado na soma.

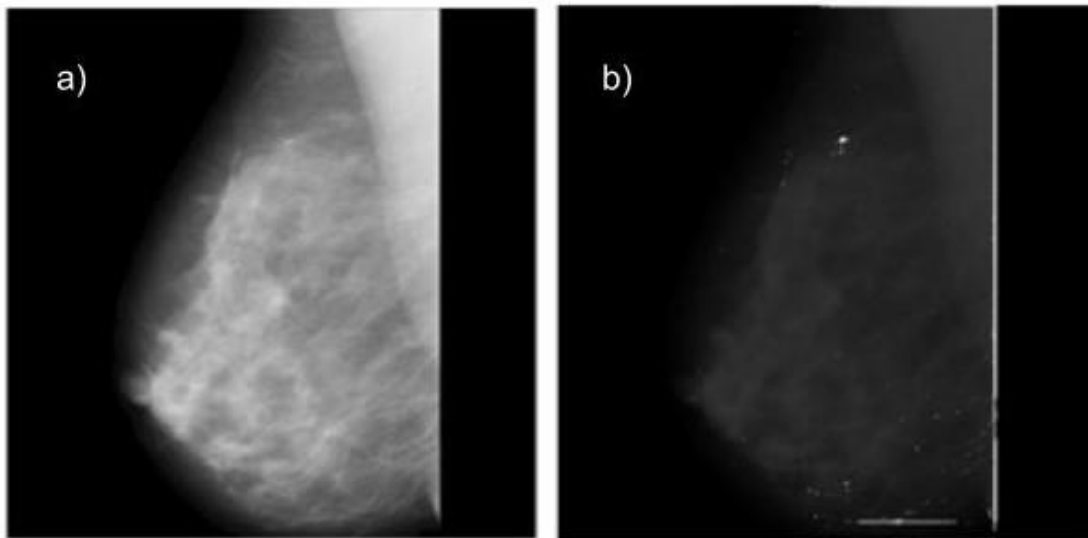


Figura 16: a) Imagem original. b) Resultado da imagem realçada. Autoria própria.

4.5. Obtenção dos *Gold Standards* (GS)

A obtenção dos *Gold Standards* foi feita baseando-se nos laudos fornecidos para cada imagem e nas informações que eram possíveis de se detectar visualmente nas imagens cruas. Isso foi feito com base no estudo de artigos e referências de quadros de microcalcificações e consultando-se o orientador.

Os GSs obtidos foram todos salvos em imagens na forma binária (Figura 17b), ou seja, as zonas brancas representam a zona de interesse da imagem original (a região da microcalcificação).

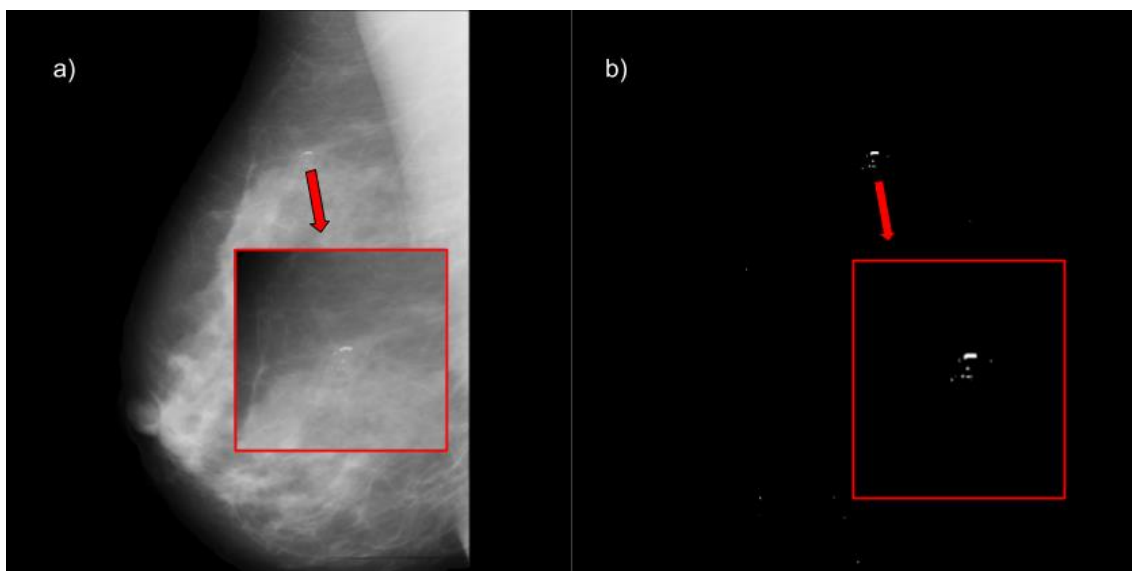


Figura 17:a) Imagem original. b) Gold Standard obtido das microcalcificações. Autoria própria

4.6. Método de Avaliação

O realce de uma imagem consiste no aumento do valor da diferença entre a região de interesse e seus arredores, por isso, para a avaliação quantitativa do realce obtido, foram utilizados os valores da média da intensidade dos pixels do GS e dos seus arredores. Obtendo esses valores para a imagem original e para a imagem após o realce é possível calcular a variação de intensidade das microcalcificações e o grau de atenuação dos seus arredores [31].

Para isto foi desenvolvida uma função que através da morfologia binária de erosão, da soma e subtração de matrizes e da multiplicação ponto a ponto de uma imagem, gerando 3 tipos de máscara binária para poder obter esses parâmetros (equações 12,13 e 14) [31].

$$Mask_{GS} = GS \text{ (Eq. 12)}$$

$$Mask_{GSdilatado} = Mask_{GS} \oplus se \text{ (Eq. 13)}$$

$$Mask_{Arredor} = Mask_{GSdilatado} - Mask_{GS} \text{ (Eq. 14)}$$

Em que $Mask_{GS}$ é a máscara das posições das microcalcificações do GS (figura 18b), $Mask_{GSdilatado}$ é a $Mask_{GS}$ dilatada por um elemento estruturante se (no caso foi utilizado um elemento estruturante circular de raio igual a 3 pixels), e a partir dela é possível de se obter a máscara $Mask_{Arredor}$ através da simples subtração entre matrizes, a qual representa os arredores dos GSs (figura 18a) [31].

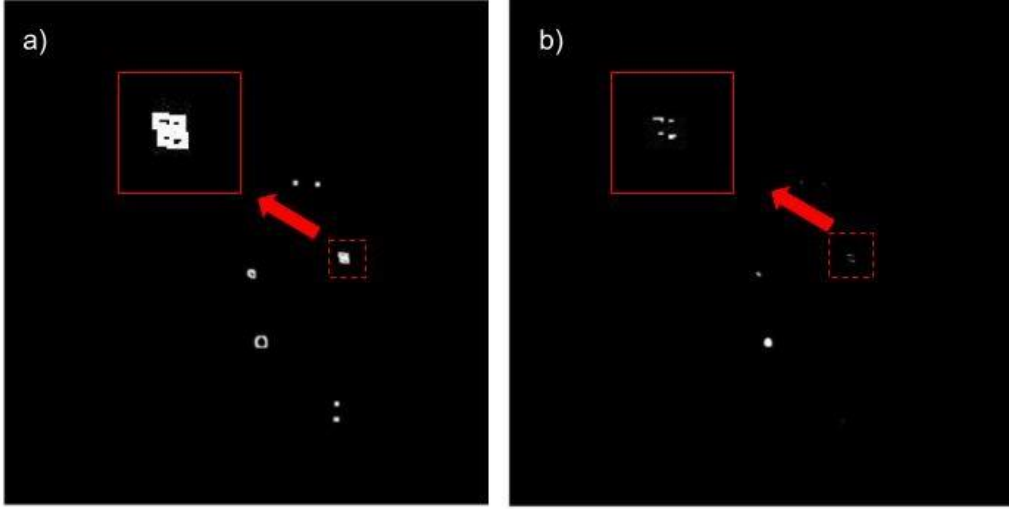


Figura 18: a) Arredores do Gold Standard (MaskArredor). b) Gold Standard (MaskGS).

A partir das máscaras obtidas, através de uma multiplicação ponto a ponto é possível obter as regiões de interesse das imagens originais e realçadas, definidas pelas equações abaixo:

$$I_{OriginalGS} = I_{Original} \cdot Mask_{GS} \text{ (Eq. 15)}$$

$$I_{OriginalA} = I_{Original} \cdot Mask_A \text{ (Eq. 16)}$$

$$I_{RealceGS} = I_{Realce} \cdot Mask_{GS} \text{ (Eq. 17)}$$

$$I_{RealceA} = I_{Realce} \cdot Mask_A \text{ (Eq. 18)}$$

Em que $I_{OriginalGS}$ e $I_{OriginalA}$ são as regiões de interesse da imagem original $I_{Original}$, e $I_{FiltradaGS}$ e $I_{FiltradaA}$ são as regiões de interesse da imagem I_{Realce} , obtida como resultado do método aplicado [31].

Com essas regiões de interesse extraídas foi calculada a média de intensidade dos pixels dentro delas, ou seja, todos os pixels que não fazem parte da região de interesse foram desconsiderados na avaliação do realce.

Para o cálculo da média de intensidade das microcalcificações e dos seus arredores, foram utilizadas as seguintes equações:

$$Média_M = \sum_{l=1}^L \sum_{c=1}^C \frac{I_{GS}(l,c)}{N} \text{ (Eq. 19)}$$

$$Média_A = \sum_{l=1}^L \sum_{c=1}^C \frac{I_A(l,c)}{N} \text{ (Eq. 20)}$$

Nas quais $Média_M$ é a média de intensidade dos pixels das microcalcificações, $Média_A$ é a média de intensidade dos pixels dos arredores das microcalcificações, l e c são as respectivas coordenadas linha e coluna da imagem e N é o número de pixels da imagem com intensidade diferentes de 0. Como já mencionado anteriormente, os pixels que não fazem parte das regiões de interesse são desconsiderados [31].

O cálculo dessas médias é feito para todas as imagens obtidas anteriormente ($I_{OriginalGS}$, $I_{OriginalA}$, $I_{RealceGS}$ e $I_{RealceA}$). A partir dessas médias obtidas é calculado o valor da discriminação entre as regiões das microcalcificações e seus arredores (equação 21) [31].

$$D = Média_M - Média_A \text{ (Eq. 21)}$$

Em que D é o valor da discriminação entre a microcalcificação e seus arredores.

Obtendo os valores de D para a imagem original (D_O) e para a imagem realçada (D_R) é possível fazer a comparação do quanto o método sugerido foi capaz de aumentar essa discriminação (equação 22) [31].

$$PD (\%) = \left(100 \cdot \frac{D_R}{D_O} \right) - 100 \text{ (Eq. 22)}$$

Em que PD é o aumento da discriminação em porcentagem.

De forma complementar a esse método proposto, é também feita uma análise dos valores de desvio padrão da área dos objetos destacados através da filtragem (equações 23 e 24).

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |A_i - \mu|^2} \text{ (Eq. 23)}$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \text{ (Eq. 24)}$$

Em que S é o desvio padrão, A é um vetor de N elementos e μ é a média dos elementos de A [30].

Como o filtro passa-faixas é um filtro não direcional e sem componentes espaciais, é esperado que ele também realce objetos que possuem variações de intensidade parecidos com as microcalcificações, observável na figura 17 em que acaba havendo um aumento de intensidade na região da borda da imagem de mamografia. Para isso foi feito a contagem de elementos da imagem final binarizada com um *threshold* de 0.5, fazendo com que apenas as áreas intensificadas pelo filtro sejam presentes na imagem binarizada. A partir disso, de forma similar a mencionada na seção 4.2, é feita a remoção do maior objeto da imagem, garantindo que as bordas realçadas não sejam incluídas nos cálculos estatísticos da imagem.

Com essa imagem binarizada e o GS em mãos, é possível realizar a contagem de quantos elementos individuais existem na imagem, obtendo através disso a área desses objetos (área medida em unidade de pixels). A partir disso pode ser feita uma análise quantitativa e, posteriormente complementada pela análise visual qualitativa, de se os filtros utilizados em determinadas faixas de frequência podem ser destrutivos às imagens ou não.

Como as microcalcificações são em sua maioria com área na ordem de 1~20 pixels (obtidos através dos GSs), um desvio padrão muito grande em comparação aos GSs pode indicar um realce de objetos de magnitudes muito maiores do que o previsto. Apesar de ser uma medida não robusta contra valores muito distantes da média, a presença de múltiplos corpos realçados com área similar as microcalcificações deveria ser o suficiente para normalizar os dados em torno da média e não ser influenciado por apenas alguns *outliers*. Caso haja um valor de *S* muito maior do que o obtido para os GSs, isso indicaria a presença de múltiplos *outliers* que consequentemente indicaria um comportamento destrutivo do filtro para as microcalcificações presentes na imagem.

5. RESULTADOS

Nas tabelas de resultado 1 e 2 estão denotados apenas os resultados da faixa de frequência que retornaram o melhor valor de discriminação. Para a montagem dessas tabelas foram descartadas bandas de frequências as quais as imagens resultantes apresentavam um valor de S muito altos em relação aos valores de S dos GSs, e que através de inspeções visuais se concluíram destrutivas. Tal critério foi estabelecido que para valores de $S > 100$ a imagem não seria considerada, já que estaria extrapolando a ordem de grandeza $10^0 \sim 10^1$ observada nos GSs.

Todas as imagens analisadas pelo filtro gaussiano obtiveram valores ótimos dentro da faixa de 0,3~0,6 de frequência. Algumas das imagens também apresentaram resultados bons acima dessa faixa, porém todos os valores de discriminação máximos foram identificados dentro da faixa de 0,3~0,6.

Imagem	Média de discriminação (Imagem Original)	Média de Discriminação (Imagem Realçada)	Aumento da Discriminação em Porcentagem (%)
1	0,091	0,138	52
2	0,182	0,268	47
3	0,041	0,118	188
4	0,056	0,362	546
5	0,078	0,409	424
6	0,074	0,250	237
7	0,135	0,381	183
8	0,118	0,236	100
9	0,067	0,390	482
10	0,303	0,647	114
11	0,063	0,291	361
12	0,078	0,218	179
13	0,060	0,241	301
14	0,064	0,424	563
Média	0,101	0,312	270

Tabela 1: Tabela de resultados da discriminação entre as microcalcificações e arredores para o filtro Gaussiano.

Para os resultados das imagens analisadas pelo filtro Butterworth pode-se notar uma presença maior de imagens com valor S altos principalmente para as menores faixas de frequências, porém também apresentou resultados com altos valores de aumento de discriminação nas imagens que cumpriram o critério de análise. Os resultados obtidos foram para um filtro Butterworth de ordem 2, e todos os resultados ótimos foram obtidos em uma faixa ligeiramente acima da faixa de frequências ótimas gaussianas, variando de 0,35~0,65.

Imagem	Média de discriminação (Imagem Original)	Média de Discriminação (Imagem Realçada)	Aumento da Discriminação em Porcentagem (%)
1	0,091	0,152	67
2	0,182	0,277	52
3	0,041	0,076	85
4	0,056	0,321	473
5	0,078	0,395	407
6	0,074	0,241	226
7	0,135	0,338	150
8	0,118	0,252	114
9	0,067	0,367	447
10	0,303	0,638	111
11	0,063	0,254	304
12	0,078	0,159	104
13	0,060	0,222	270
14	0,064	0,395	518
Média	0,101	0,292	238

Tabela 2: Tabela de resultados da discriminação entre as microcalcificações e arredores para o filtro Butterworth.

Para ilustrar os resultados obtidos, são apresentados nas figuras 19 a 28 parte dos resultados, possibilitando a comparação visual dos resultados entre os tipos de filtros aplicados e os GSs respectivos a cada imagem, sendo discutidos posteriormente na seção de discussão e conclusão.

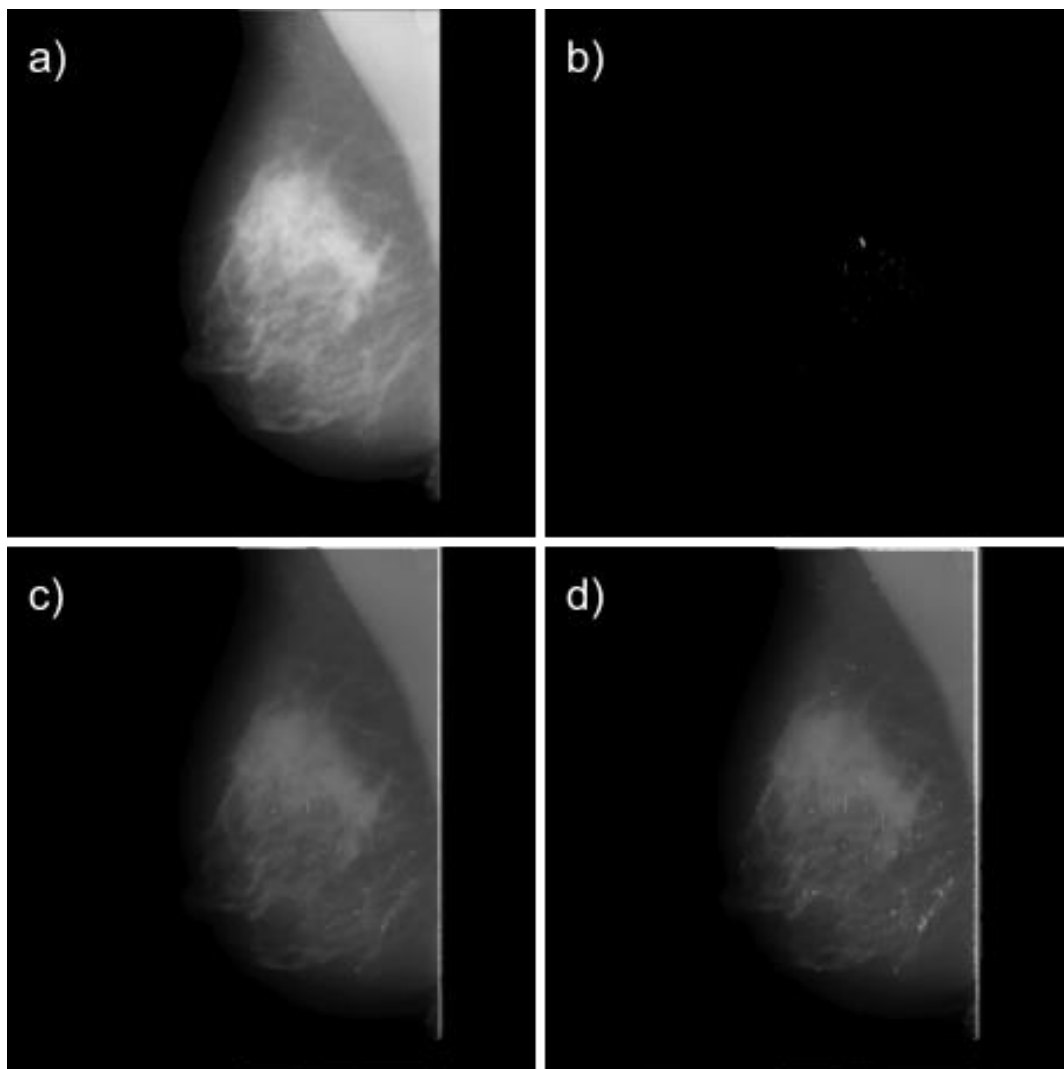


Figura 19: a) Imagem 1 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

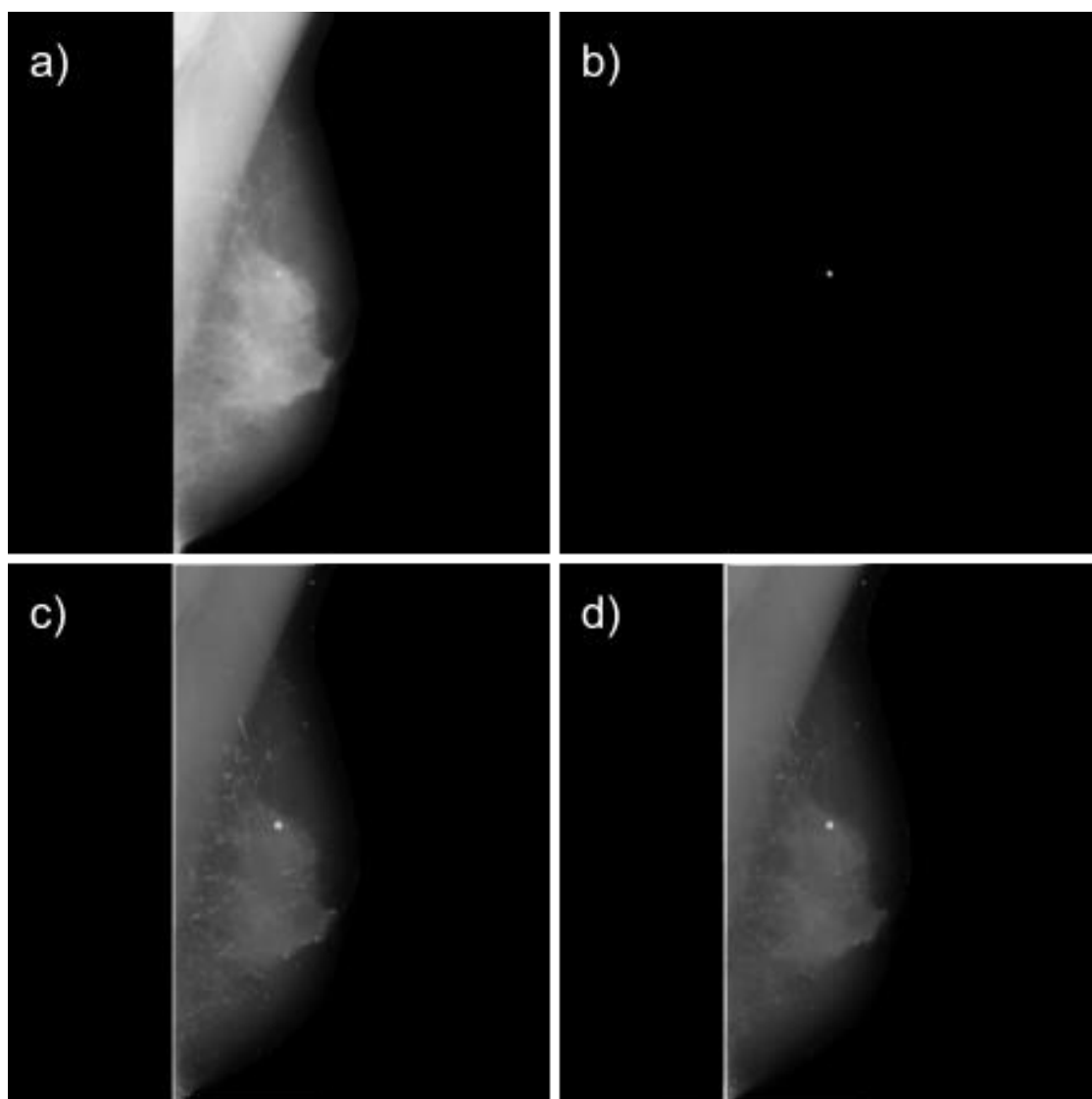


Figura 20: a) Imagem 2 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

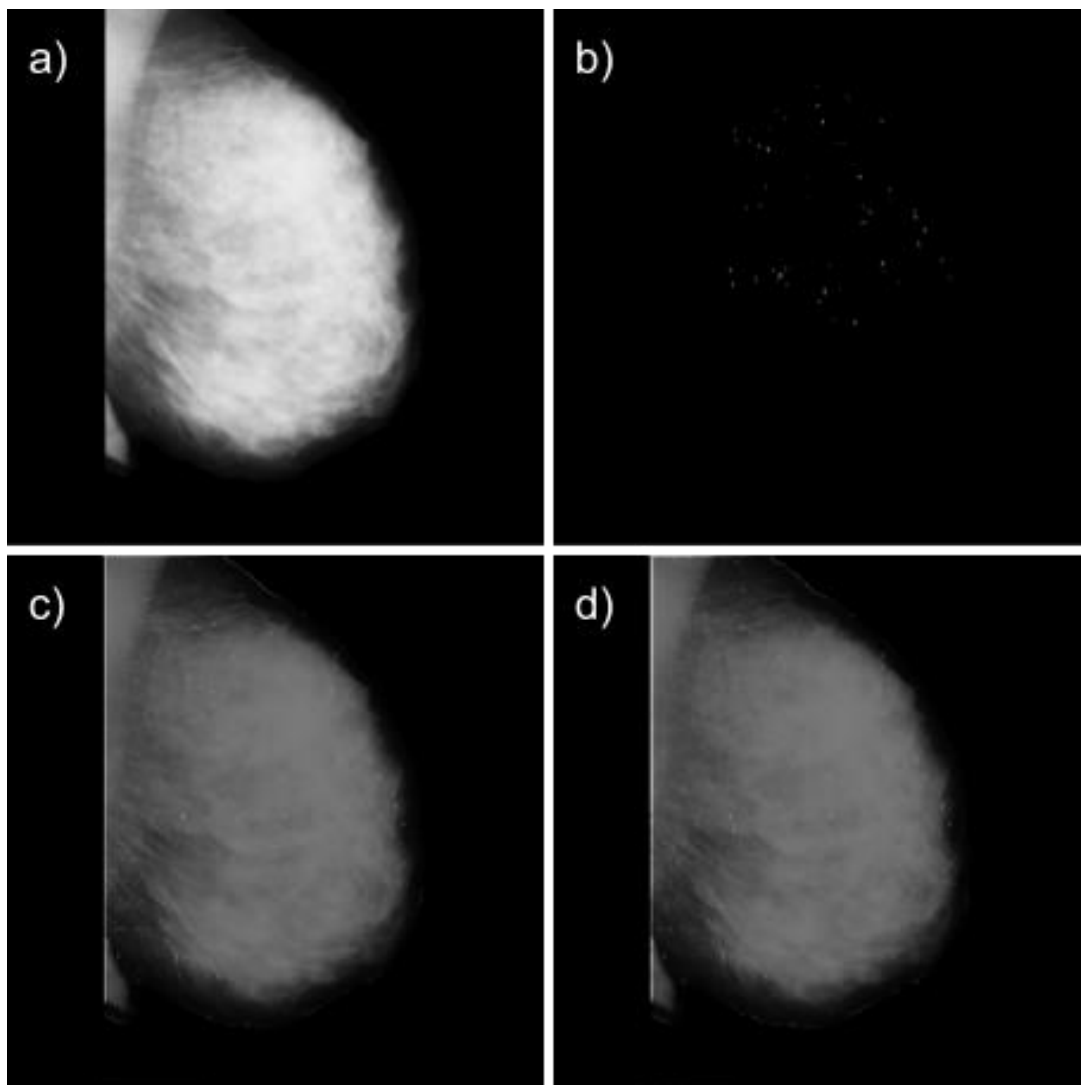


Figura 21: a) Imagem 3 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

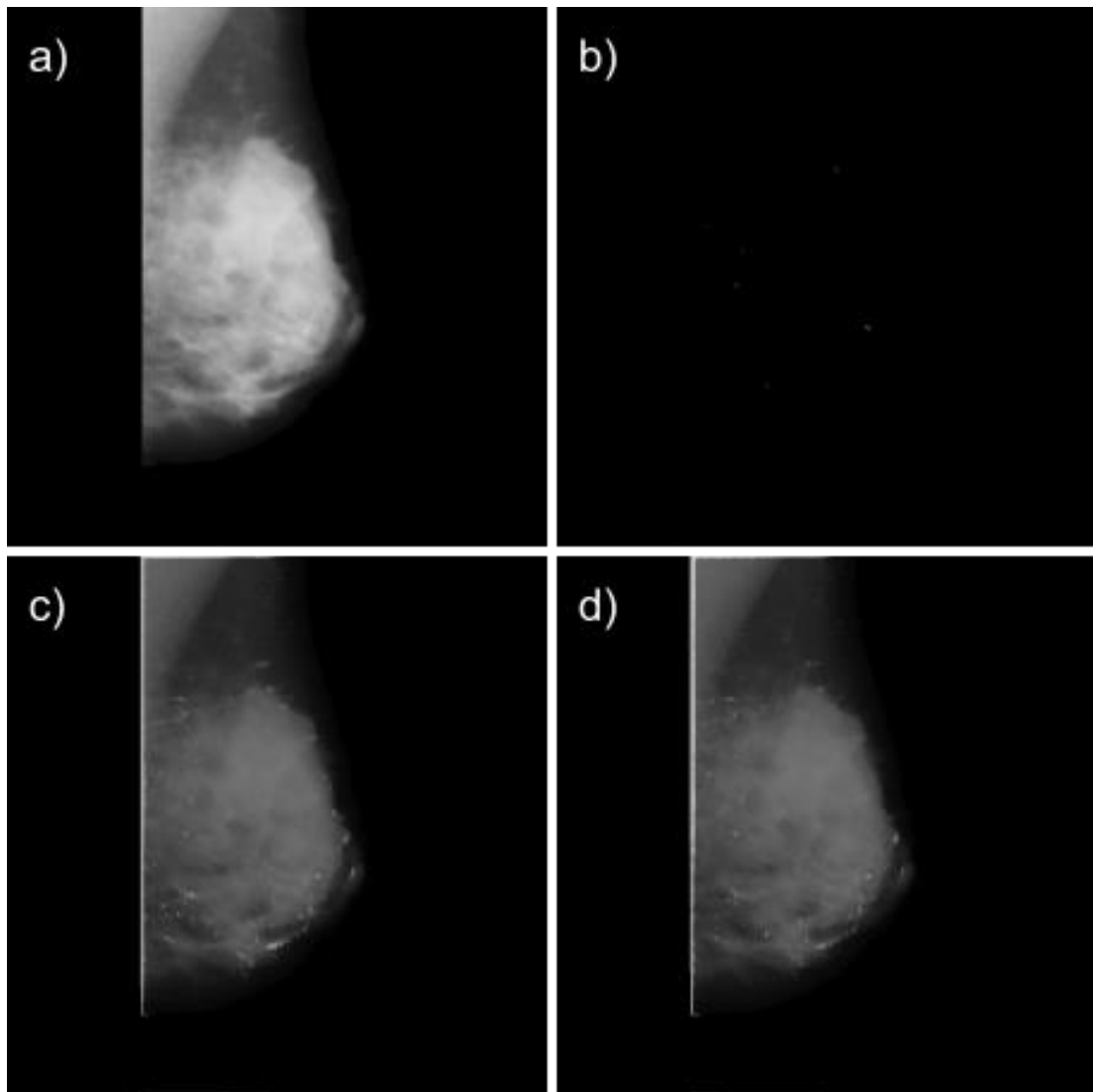


Figura 22: a) Imagem 4 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

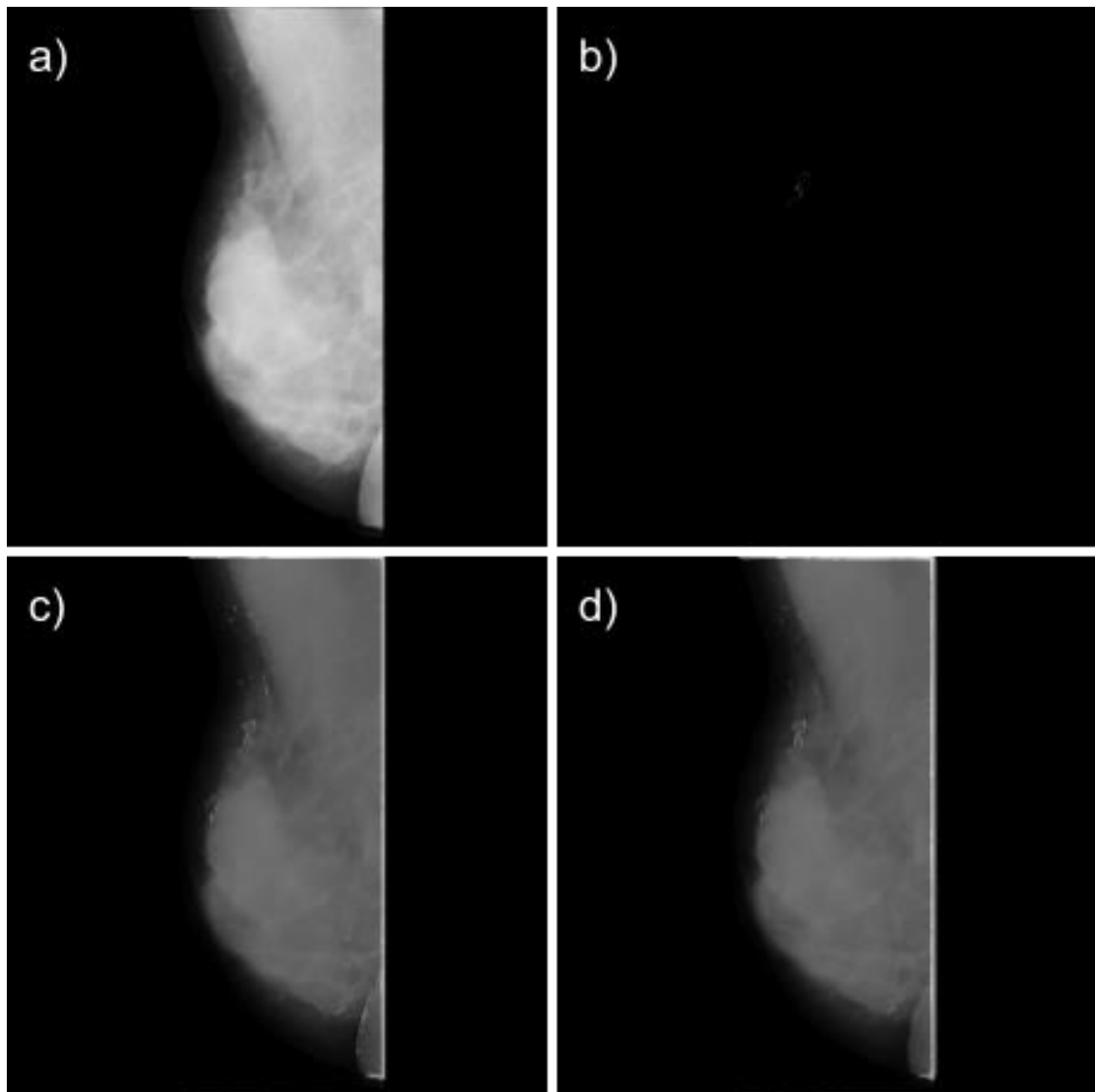


Figura 23: a) Imagem 5 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

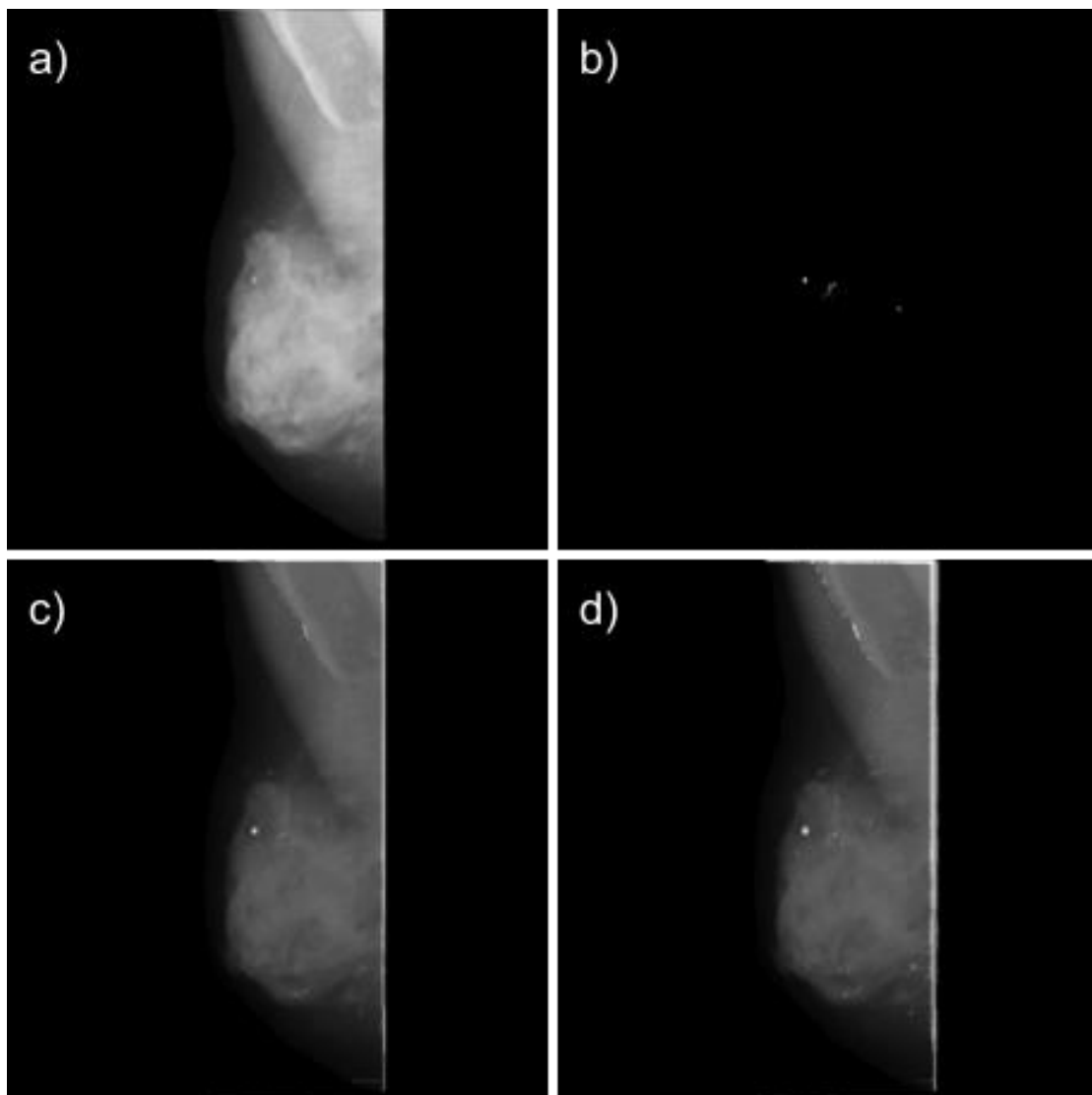


Figura 24: a) Imagem 6 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

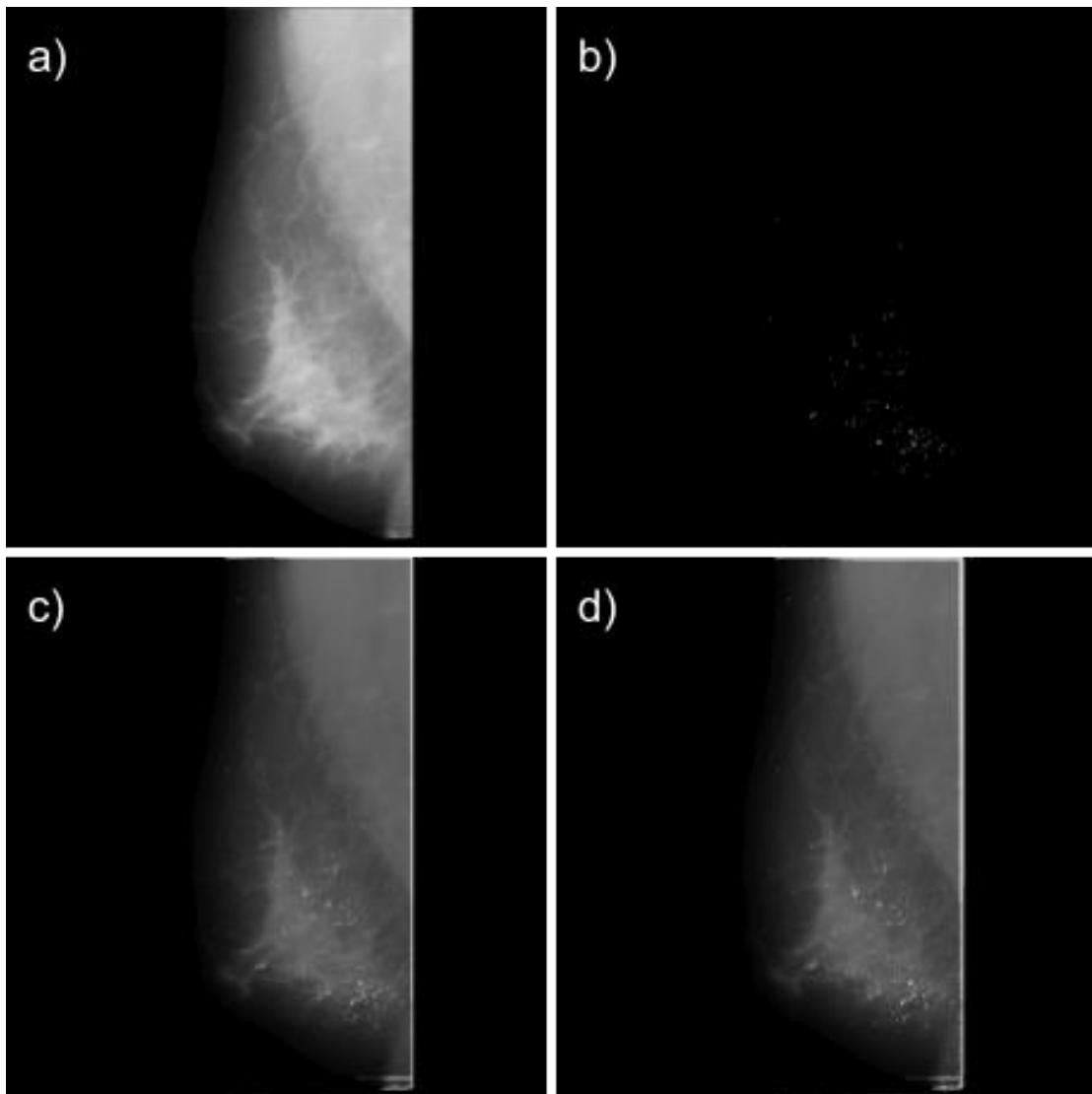


Figura 25: a) Imagem 9 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

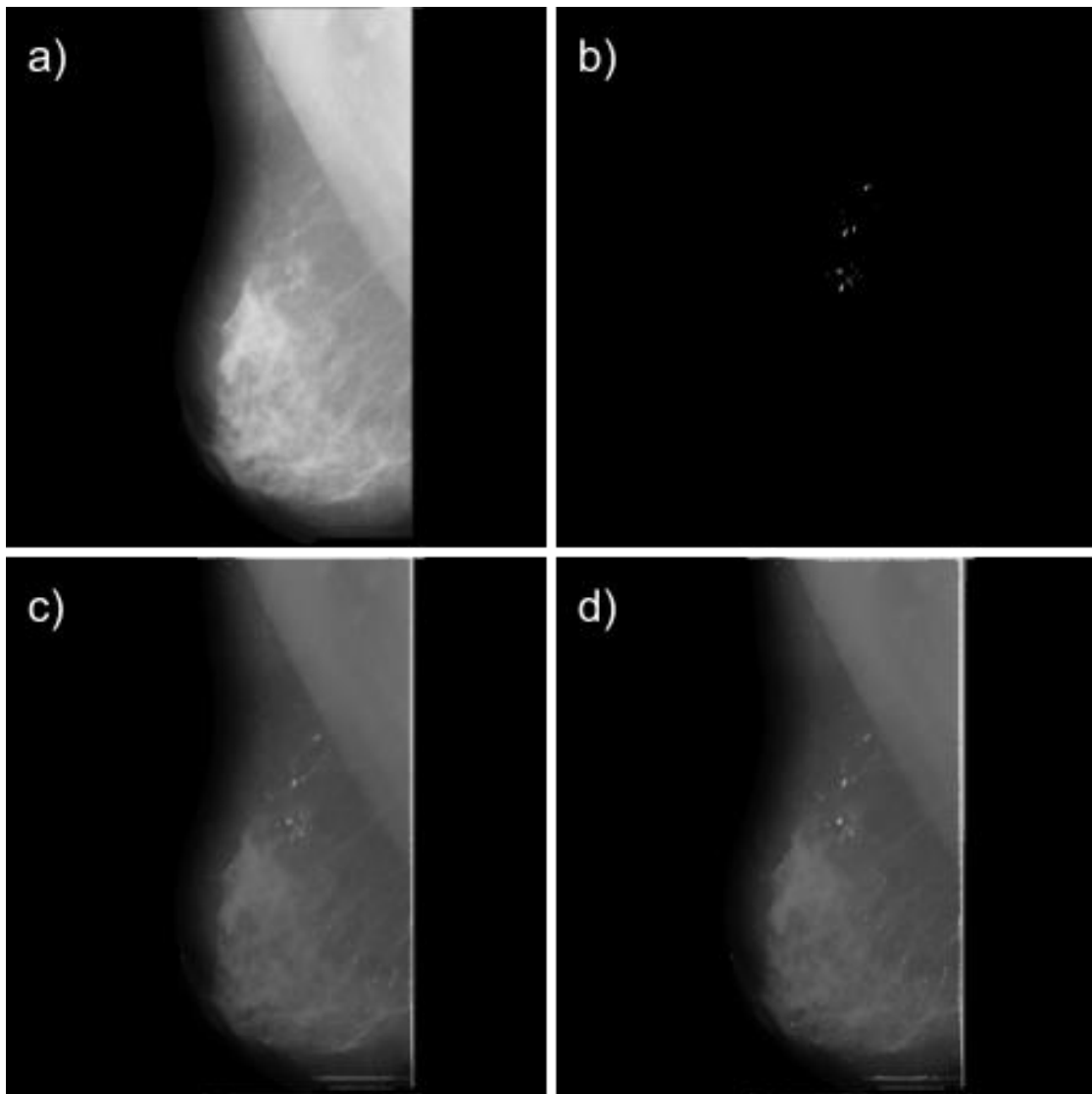


Figura 26: a) Imagem 13 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

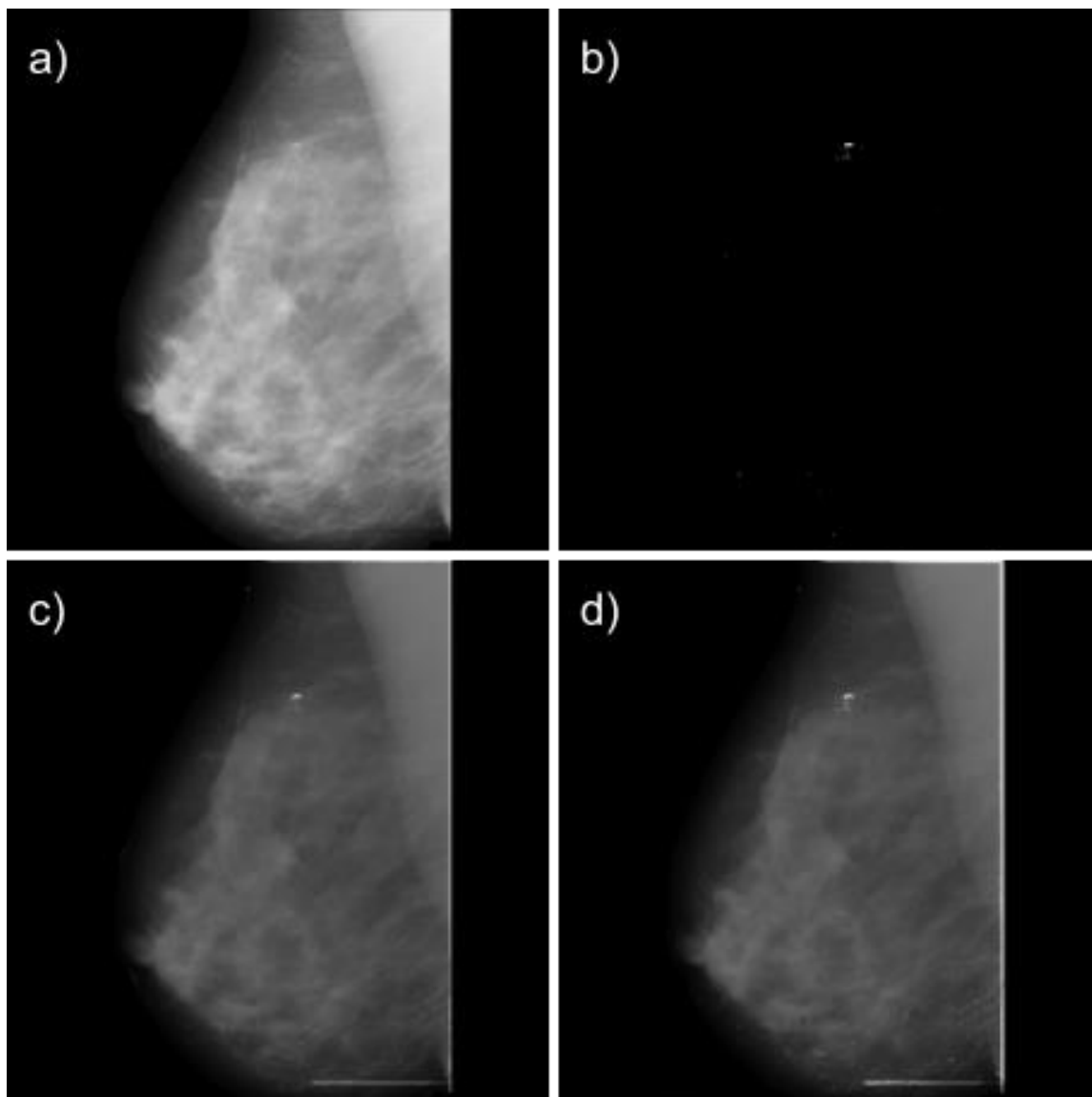


Figura 27: a) Imagem 10 original. b) Gold Standard. c) Imagem resultante do filtro gaussiano. d) Imagem resultante do filtro Butterworth. Autoria própria.

Para melhorar a visibilidade dos resultados, a figura 28 mostra uma versão com zoom da figura 27.

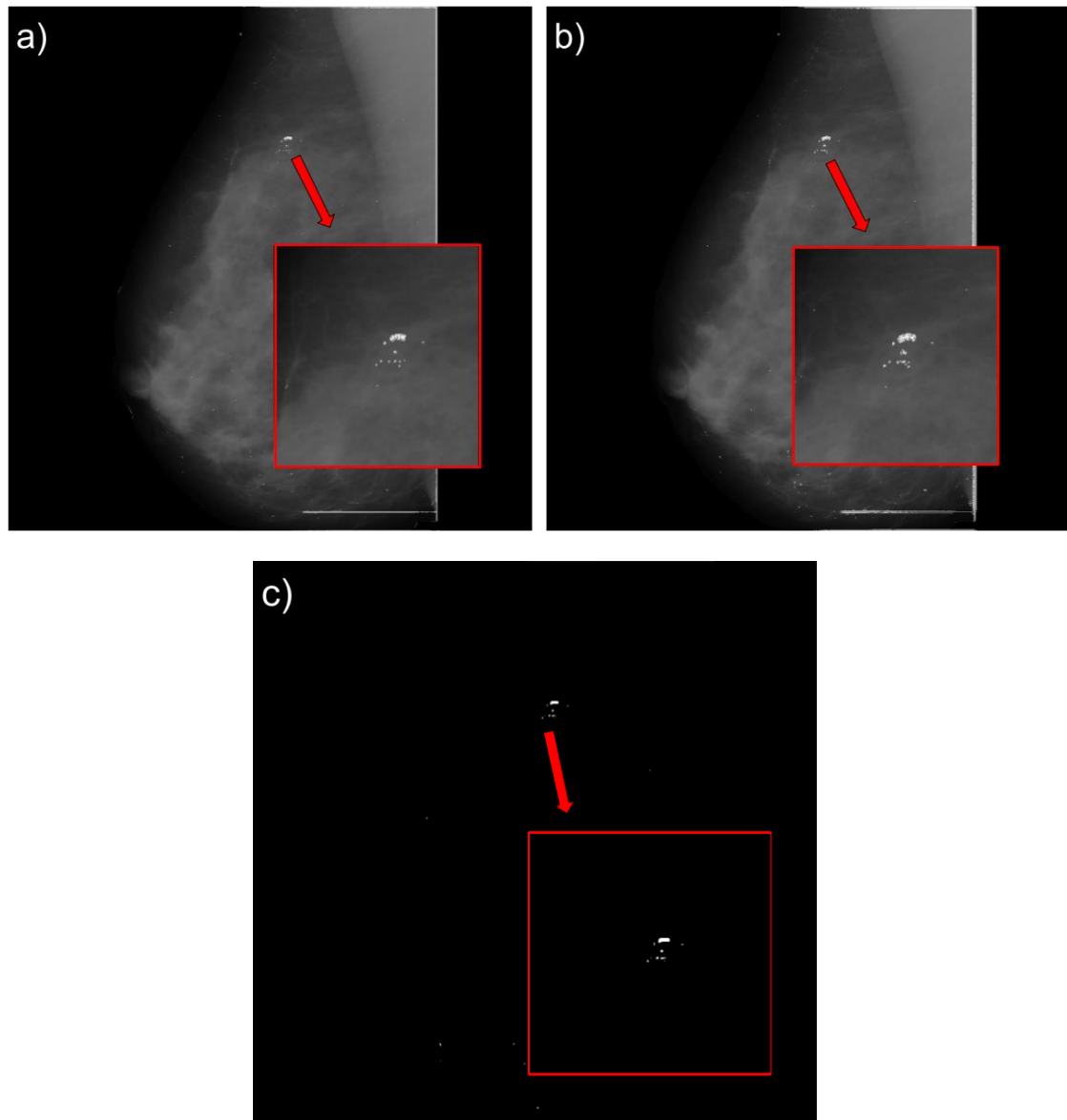


Figura 28: a) Zoom nas microcalcificações realçadas pelo filtro gaussiano. b) Zoom nas microcalcificações realçadas pelo filtro Butterworth. c) Zoom nas microcalcificações do Gold Standard. Autoria própria.

6. DISCUSSÃO E CONCLUSÃO

Os resultados obtidos com o método proposto retornaram valores de realce satisfatórios, apresentando uma média de cerca de 240~270% de aumento de discriminação das microcalcificações e arredores para ambos os filtros testados, porém é notável que o filtro Gaussiano apresenta resultados melhores de uma forma geral. Isto possivelmente é devido ao fato de que a banda de transição do filtro gaussiano se assemelha mais com as microcalcificações, explicando também o porquê da presença de valores de S maiores para as imagens obtidas pelos filtros Butterworth, que retornavam aumentos de discriminação para outras características da mama que se possuem uma área de pixels maior que as microcalcificações.

As imagens 1,2 e 3 apresentaram resultados menores em comparação as outras imagens. Nessas imagens as microcalcificações estavam localizadas em regiões de alta intensidade da imagem, entremeadas por tecido nervoso e fibroglandular ao redor. Possivelmente este foi o fator principal para os resultados relativamente piores em relação as outras imagens, porém, ainda fornecendo um aumento da discriminação entre as microcalcificações e arredores.

As imagens 3,4 e 5 foram selecionadas para o teste da hipótese de que mamas de alta densidade seriam limitantes para a obtenção de resultados bons através do método proposto. Isto foi observado na análise da imagem 3, porém não se mostrou ser limitante para os resultados obtidos para as imagens 4 e 5. Como mencionado anteriormente, a imagem 3 possui as microcalcificações distribuídas dentro de regiões de alta intensidade da mama, porém, apesar de as imagens 4 e 5 também serem de mamas mais densas, as microcalcificações estavam mais bem distribuídas em regiões de menor intensidade, garantindo uma discriminação melhor.

Finalmente, pode-se ressaltar que o aumento de discriminação se mostrou eficaz principalmente para as imagens em que o valor de discriminação da imagem original era baixo, confirmando que o trabalho cumpriu com a proposta de discriminar especificamente as microcalcificações com os seus arredores.

A partir dessa análise, podem ser levantados as contribuições principais do atual trabalho, como a reafirmação da eficácia dos métodos de

processamento compostos de pré-processamento e processamento das imagens, utilizando de técnicas de modificação de histograma, morfologia binária e filtragem no domínio da frequência, entregando resultados condizentes com os referidos na literatura.

Através do método proposto pode-se observar que, apesar de ainda haver uma relação entre a densidade da mama e o valor de discriminação entre a microcalcificação e arredores, o método depende majoritariamente das localizações das microcalcificações dentro da mama. A medida de S também introduzida no método auxilia na seleção de faixas de frequência em que a imagem não é obstruída como um todo, porém ela tem como função ser uma métrica auxiliar perante a medida PD que retorna o resultado principal da avaliação.

Como contribuição final, pode se mencionar a importância da qualidade das imagens utilizadas. Já discutidas na seção 4.1. As imagens utilizadas foram obtidas através do MIAS eram mamografias digitalizadas de imagens reveladas em filme. O uso de imagens obtidas diretamente de forma digital através de mamografia digitalizada é um fator que pode melhorar drasticamente os resultados do processamento de imagens, principalmente no caso do filtro implementado neste trabalho que se demonstrou ser sensível a bordas e riscos presentes nas imagens, aspectos que não estariam presentes em imagens originalmente digitais. A detecção e realce desses objetos acaba limitando a aplicação do filtro proposto para fins como diagnósticos completamente automáticos, sendo necessário um processamento ainda além para a remoção desses artefatos e tornando-o não eficaz. Para minimizar os efeitos causados por estes ruídos, técnicas mais robustas que utilizam de filtros com componentes espaciais ou de alteração de escala, como wavelets, curvelets e filtros morfológicos podem ser empregados, como já mencionados na literatura [19-28].

Por fim, pode se concluir que este trabalho cumpre com a proposta de aplicar um método para auxiliar na detecção microcalcificações em imagens de mamografia. Os resultados abordam especificamente o auxílio na identificação de microcalcificações por vias manuais (diagnóstico provido por análise visual da imagem por um especialista da área) e semiautomáticas, tendo em vista os problemas antes mencionados em relação aos métodos automáticos, porém,

como a grande maioria dos diagnósticos é ainda feita por um especialista. O maior realce das microcalcificações pode resultar em uma detecção precoce de possíveis casos de câncer de mama, redução de diagnósticos errados e aumento da eficácia dos tratamentos em fases iniciais da doença, reduzindo o impacto social negativo causado pelo câncer de mama e diminuindo a sua taxa de mortalidade.

REFERÊNCIAS

- [1] Cancer – WHO. Setembro, 2018. Disponível em: <<https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cancer>>.
- [2] What is Cancer? National Cancer Institute. Fevereiro, 2015. Disponível em: <<https://www.cancer.gov/about-cancer/understanding/what-is-cancer>>.
- [3] Latest global câncer data: Cancer burden rises to 19.3 million new cases and 10.0 million câncer deaths in 2020 – WHO. Dezembro, 2020. Disponível em: <<https://www.iarc.who.int/news-events/latest-global-cancer-data-cancer-burden-rises-to-19-3-million-new-cases-and-10-0-million-cancer-deaths-in-2020/#:~:text=The%20global%20cancer%20burden%20is,women%20die%20from%20the%20disease>>.
- [4] Cancer Today – WHO. Disponível em: <<https://gco.iarc.fr/today/home>>.
- [5] Custo do Câncer: muito além do preço, a necessidade de considerar o impacto de novas tecnologias na vida dos pacientes. Setembro, 2018. Disponível em: <<https://www.femama.org.br/site/br/noticia/custo-do-cancer-muito-alem-do-preco-a-necessidade-de-considerar-o-impacto-de-novas-tecnologias-na-vida-dos-pacientes>>.
- [6] Economic Impact of Cancer. Janeiro, 2018. Disponível em: <<https://www.cancer.org/cancer/cancer-basics/economic-impact-of-cancer.html>>.
- [7] Câncer de Mama – INCA. Agosto, 2020. Disponível em: <<https://www.inca.gov.br/tipos-de-cancer/cancer-de-mama>>.
- [8] Ekwueme, D.U. et al. Health and Economic Impact of Breast Cancer Mortality in Young Women, 1970–2008. American Journal of Preventive Medicine, Research Article | Volume 46, Issue 1, P71-79, Janeiro, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.amepre.2013.08.016>.

- [9] Breast câncer incidence (invasive) statistics. Março, 2020. Disponível em: <<https://www.cancerresearchuk.org/health-professional/cancer-statistics/statistics-by-cancer-type/breast-cancer/incidence-invasive#heading-One>>.
- [10] Yaffe, M.J. AAPM tutorial. Physics of mammography: image recording process, Março, 1990. DOI: <https://doi.org/10.1148/radiographics.10.2.2183301>.
- [11] Henrot, P. et al. Breast microcalcifications: The lesions in anatomical pathology Diagnostic and Interventional Imaging, Volume 95, Issue 2, Fevereiro, 2014, Pages 141-152. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.diii.2013.12.011>.
- [12] Você sabe o que é Mama Densa? Entenda agora sua relação com o Câncer de Mama. Setembro, 2018. Disponível em: <<https://www.unimedfortaleza.com.br/blog/cuidar-de-voce/o-que-e-mama-densa>>.
- [13] Diagnósticos mamográfico e ultrassonográfico falsos negativos: relato de caso. Março, 2016. Disponível em: <<https://drpixel.fcm.unicamp.br/conteudo/diagnosticos-mamografico-e-ultrassonografico-falsos-negativos-relato-de-caso>>.
- [14] Breast Density on a Mammogram. Disponível em: <<https://www.komen.org/breast-cancer/risk-factor/breast-tissue-density/#:~:text=In%20the%20U.S.%2C%2040-50,of%20women%20ages%2070-74>>.
- [15] Rangayyan, R.M. et al. Effect of Pixel Resolution on Texture Features of Breast Masses in Mammograms. Journal of Digital Imaging, Vol 23, No 5: pp 547Y553, Outubro, 2010. DOI: [10.1007/s10278-009-9238-0](https://doi.org/10.1007/s10278-009-9238-0).
- [16] Calas, M.G.G. et al. CAD and mammography: why use this tool? Radiol Bras [online]. 2012, vol.45, n.1, pp.46-52. ISSN 1678-7099. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-39842012000100011>.

[17] Chan, H.-P. et al. Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography. I. Automated detection of microcalcifications in mammography. Medical Physics, 14, 538–548, 1987.
DOI::10.1118/1.596065.

[18] Pisano, E.D. et al. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Image Processing to Improve the Detection of Simulated Spiculations in Dense Mammograms . Journal of Digital Imaging, Vol 11, No 4, pp 193-200, Novembro, 1998. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF03178082>.

[19] Papadopoulos, A., Fotiadis, D. I., & Costaridou, L. Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques. Computers in Biology and Medicine 38, 1045–1055, Julho, 2008. DOI:10.1016/j.compbimed.2008.07.006.

[20] Akila, K., Jayashree, L. S., & Vasuki, A. (2015). Mammographic Image Enhancement Using Indirect Contrast Enhancement Techniques – A Comparative Study. Procedia Computer Science, 47, 255–261, 2015. DOI:10.1016/j.procs.2015.03.205.

[21] Mankadar & Halalli. Pre-processing of Mammography Image for Early Detection of Breast Cancer. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 144 – No.3, June 2016.

[22] Heinlein, P., Drexler, J., & Schneider, W. (2003). Integrated wavelets for enhancement of microcalcifications in digital mammography. IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 22, NO. 3, Março, 2003. DOI:10.1109/tmi.2003.809632.

[23] Eltoukhy, M. M., Faye, I., & Samir, B. B. Breast cancer diagnosis in digital mammogram using multiscale curvelet transform. Computerized Medical Imaging and Graphics, 34, 269–276, 2010. DOI:10.1016/j.compmedimag.2009.11.002.

- [24] Alasadi, A.H.H. & Al-Saedi, A.K.H. A Method for Microcalcifications Detection in Breast Mammograms. J Med Syst, 41:68 , 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10916-017-0714-7>.
- [25] Krupinski, E. A. et al. Digital Radiography Image Quality: Image Processing and Display. Journal of the American College of Radiology Volume 4, Issue 6, Pages 389-400, Junho, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2007.02.001>.
- [26] R. Ramani, N.Suthanthira Vanitha, S. Valarmathy, The Pre-Processing Techniques for Breast Cancer Detection in Mammography Images. I.J. Image, Graphics and Signal Processing 5, 47-54, 2013. DOI: 10.5815/ijigsp.2013.05.06.
- [27] Wu, Z. et al. Digital Mammography Image Enhancement Using Improved Unsharp Masking Approach. 3rd International Congress on Image and Signal Processing, 2010. DOI: [10.1109/CISP.2010.5647218](https://doi.org/10.1109/CISP.2010.5647218).
- [28] Jenifer, S. S. Parasuraman. Kadirvelu, A. Contrast enhancement and brightness preserving of digital mammograms using fuzzy clipped contrast-limited adaptive histogram equalization algorithm, Applied Soft Computing Volume 42, Pages 167-177, Maio, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.01.039>.
- [29] GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. 3rd. Edition. Digital Image Processing, Prentice Hall, 2008.
- [30] Standard deviation – MATLAB std. Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/std.html>.
- [31] Pinazza, L. Aumento da discriminação entre microcalcificações e seus arredores em imagens mamográficas: Uma abordagem morfológica. Outubro, 2020.